République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

**Université Batna 2 – Mostefa Ben Boulaïd**
**Faculté de Technologie**
**Département d'Electronique**

**Thèse**

Présentée pour l'obtention du diplôme de :
**Doctorat en Sciences en Electronique**
**Option :** Micro-ondes

Sous le Thème :

# Reconnaissance Faciale

Présentée par :

**SOLTANI Ouarda**

**Devant le jury composé de :**

| | | | |
|---|---|---|---|
| Benatia Djamel | Prof. | Université Batna 2 | Président |
| Benabdelkader Souad | MCA | Université Batna 2 | Rapporteur |
| Fortaki Tarek | Prof. | Université Batna 2 | Examinateur |
| Meghriche Salama | MCA | Université Constantine 3 | Examinateur |
| Douak Fouzi | MCA | Université Khenchela | Examinateur |
| Aris Skander | MCA | Université Constantine 1 | Examinateur |

**19 Octobre 2023**

# Remerciements

Je tiens à remercier Monsieur Djamel Benatia, Professeur à l'université de Batna 2, pour l'honneur qu'il m'a faite en présidant mon jury.

Je remercie Monsieur Fortaki Tarek, Professeur à l'université de Batna 2, qui m'a honorée par son acceptation de juger mon modeste travail.

Je remercie Madame Salama Maghriche, Maitre de Conférences à l'université de Constantine 3, qui m'a faite le grand plaisir de juger mon travail et d'être membre de mon jury.

Je remercie Monsieur Douak Fouzi, Maitre de Conférences à l'université de Khenchela, qui m'a honorée par son acceptation de juger mon modeste travail.

Je remercie Monsieur Aris Skander, Maitre de Conférences à l'université de Constantine 1, qui m'a honorée par son acceptation de juger mon modeste travail.

Ce mémoire a été réalisé sous la direction de Madame Souad Benabdelkader, Maitre de conférences à l'université de Batna 2. Qu'elle trouve ici ma sincère reconnaissance pour sa patience, sa compétence, ses remarques et suggestions pertinentes,

Je remercie tous les membres de ma famille et tous ceux qui me sont proches pour leur encouragement et leur soutien.

# Résumé

La reconnaissance de visage est peu couteuse, attrayante, facile à implémenter, non intrusive et non contraignante. Ce sont autant de qualités qui font de cette technologie biométrique la plus populaire et la plus utilisée commercialement ou dans les diverses applications de sécurité, de surveillance ou de contrôle d'accès. Reconnaitre un visage est une tache naturelle effectuée par les êtres humains quotidiennement. Mais aux portes de l'ère numérique les besoins en sécurité sans cesse grandissant nécessitent des moyens technologiques plus avancés pour effectuer de manière automatique l'opération de reconnaissance faciale sans intervention aucune de l'opérateur humain. C'est dans ce contexte que s'inscrit le travail effectué dans cette thèse ; la conception et l'élaboration d'un système automatique complet de reconnaissance de visage. Dans une première étape, nous avons développé une approche de détection de visage basée sur la couleur de peau à travers deux approches. La première utilise le principe de seuillage dans quatre espaces colorimétriques différents, RGB, HSV, YUV et YCbCr. La seconde est une nouvelle approche pour la segmentation de la couleur de peau basée sur la mesure de similarité de la peau humaine par le biais de deux distances métriques qui sont la distance Euclidienne (DE) et la distance de Manhattan (DM). La seconde étape du travail a été consacrée à la conception et l'élaboration des deux modules qui constituent n'importe quel système de reconnaissance faciale. Le module d'apprentissage dans lequel l'extraction des signatures numériques pour chaque personne de la base de donnée sont extraites a été conçu en utilisant trois types de décompositions pyramidales, à savoir la pyramide laplacienne (LP), l'analyse multirésolution (TOD-2D) et les trames d'ondelettes. La réduction de la dimensionnalité des vecteurs caractéristiques de visage est achevée par le biais de l'analyse en composantes principales (ACP), conjointement avec chacune des décompositions pyramidales. Finalement, la validité et l'efficacité des approches proposées ont été testé via les bases de données faciales SFA, UTD et FEI. Ce test n'est autre qu'une réalisation du second module du système biométrique proposé.

**Mots-clés:** détection de visage, segmentation de la peau, échantillons de peau, distances métriques, reconnaissance faciale, identification de visage.

# Abstract

One of the most popular biometric technologies today is the facial recognition, that it used in many fields, such as border control, security of establishments and at airports, etc, the list is not exhaustive. It is a common, popular, simple technique that offers many advantages. The work realized in this thesis is based on the complete architecture of an automated face recognition system. We first conducted the paradigm of detection of faces in 2D color images. This step is based on skin color detection using two approaches. The first one involves a process of thresholding in four distinct color spaces, namely RGB, HSV, YUV and YCbCr. The second is a new approach for skin color segmentation on the basis of similarity measure of human skin using two different metric distances, namely Euclidean distance (ED) and Manhattan distance (MD). The second part of our research has been devoted to the conception of the whole face recognition system within his two modules. The phase of face features vectors extraction or numerical signatures has been conducted using three different pyramidal decompositions based on the Laplacian pyramid (LP), multiresolution analysis (2DDWT) and framelets. Principal component analysis (PCA) has acted in association with each pyramidal decomposition to reduce the features vectors dimensionality. Finally, to validate our research work, we tested these approaches on the SFA, UTD and FEI databases. This step constitutes the second module of the proposed biometric system.

**Keywords:** face detection, skin segmentation, skin samples, metric distance, face recognition, face identification.

# ملخص

تعد تقنية التعرف على الوجه من أكثر تقنيات القياسات الحيوية شيوعًا اليوم، فهي موجودة في العديد من المجالات بما في ذلك المؤسسات الأمنية ومراقبة الحدود والمطارات ، إلخ. هذه القائمة ليست شاملة. إنها تقنية شائعة وبسيطة تقدم العديد من المزايا. يعتمد العمل الذي تم تنفيذه خلال هذه الرسالة على البنية الكاملة لنظام التعرف على الوجوه الآلي. طورنا أولاً طريقة لاكتشاف الوجوه في صورة ملونة ثنائية الأبعاد. تعتمد هذه الخطوة على اكتشاف لون البشرة بناءً على طريقتين: الأولى تعتمد على العتبة في أربعة مساحات لونية مختلفة (RGB, HSV, YUV, YCbCr) . الثانية هي طريقة جديدة لتجزئة لون البشرة باستخدام المسافات (الاقليدية DE ومانهاتن.DM). خصصت المرحلة الثانية من العمل لتصميم وتطوير الوحدتين اللتين تشكلان أي نظام للتعرف على الوجه. تم تصميم وحدة التعلم التي يتم فيها استخراج استخلاص التوقيعات الرقمية لكل شخص من قاعدة البيانات باستخدام ثلاثة أنواع من التحلل الهرمي ، وهي هرم لابلاسيان (LP) ، وتحليل متعدد الحلقات (TOD- 2D) وإطارات المويجات. يتم تحقيق تقليل أبعاد نواقل ميزات الوجه من خلال تحليل المكونات الرئيسية (PCA) ، بالتزامن مع كل من التحلل الهرمي. أخيرًا ، تم اختبار صلاحية وكفاءة الأساليب المقترحة عبر قواعد بيانات الوجه SFA و UTD و FEI.

**الكلمات الرئيسية:** كشف الوجه ، تجزئة الجلد ، عينات الجلد ، القياسات المترية ، التعرف على الوجوه ، تحديد الوجه.

# Table des matières

**Introduction Générale ..... 1**

**Modalités Biométriques ..... 4**

1. Introduction ..... 4
2. Premier Système Biométrique ..... 5
3. Technologies Biométriques Modernes ..... 7
   - 3.1. Biométrie morphologique ..... 7
   - 3.2. Biométrie comportementale ..... 11
   - 3.3. Biométrie biologique ..... 12
   - 3.4. Biométrie multimodale ..... 13
4. Mode de Fonctionnement des Systèmes Biométriques ..... 13
   - 4.1. Modules d'un système biométrique ..... 13
   - 4.2. Modes de fonctionnement ..... 14
5. Domaines d'Applications de la Biométrie ..... 15
6. Critères de Choix d'une Technologie Biométrique ..... 16
7. Performances des Systèmes Biométriques ..... 17
8. Systèmes Biométriques Basés sur la Reconnaissance de Visage ..... 18
   - 8.1. Détection de visage ..... 19
   - 8.2. Extraction des caractéristiques du visage ..... 20
   - 8.3. Reconnaissance de visage ..... 21
9. Reconnaissance Faciale – Avantages et Inconvénients ..... 21
10. Conclusion ..... 22

Détection et Reconnaissance de Visage 2D **..... 23**

1. Introduction ..... 23
2. Historique ..... 23
3. Applications de la Reconnaissance de Visages ..... 24

5. Architecture d'un Système de Reconnaissance de Visages ..... 25
6. Détection de Visages ..... 27
6.1. Approches basées sur les connaissances acquises ..... 27
6.2. Approches basées sur la correspondance de modèle ..... 27
6.3. Approches basées sur l'apparence ..... 28
6.4. Approches basées sur des paramétres invariants ..... 29
7. Reconnaissance de Visage 2D ..... 31
7.1. Approches globales ..... 31
8. Conclusion ..... 43
**Conception du Système ..... 44**
1. Introduction ..... 44
2. Modèle Proposé ..... 45
2.1. Détection de visage ..... 45
2.2. Extraction des attributs ..... 45
2.3. Décision ..... 45
3. La Détection de Visages ..... 46
3.1. La couleur de peau ..... 46
3.2. Bases de données faciales utilisées ..... 46
3.3. Méthodologies ..... 49
4. Extraction des Caractéristiques ..... 57
4.1. Méthodologies ..... 57
5. Conclusion ..... 69
**Résultats, Evaluations & Discussions ..... 70**
1. Introduction ..... 70
2. Critères d'Evaluation des Performances ..... 70
2.1. Détection de visage ..... 70
2.2. Critères de comparaison ..... 70

2.3. Reconnaissance de visage ..... 71
3. Résultats de la Détection ..... 71
3.1. Données de tests ..... 71
3.2. Méthode de seuillage ..... 72
3.3. Méthode de mesure de similarité de la couleur de peau ..... 79
5. Comparaison seuillage - mesure de similarité de la couleur de peau ..... 90
4. Résultats de la Reconnaissance Faciale ..... 93
4.1. Identification d'une personne ..... 93
a. Galeries de test ..... 94
b. Résultats de tests avec SFA ..... 94
c. Résultats de tests avec FEI ..... 95
**Conclusion et Perspectives ..... 98**
**Bibliographie ..... 101**

# Liste des figures

**Fig. 1. 1** - Modèle de l'Atlas de Lombroso [6]..... 5

**Fig. 1. 2** - Une cartographie du crime - Images d'Alphonse Bertillon [6]. ..... 6

**Fig. 1. 3** – Nomenclature des principales modalités biométriques..... 7

**Fig. 1. 4** – Principe de reconnaissance par scan de l'empreinte digitale. ..... 8

**Fig. 1. 5** – Principe de reconnaissance par géométrie 3D de la main. ..... 9

**Fig. 1. 6 –** Illustration de reconnaissance par l'iris. ..... 9

**Fig. 1. 7 –** Modèle d'image rétinienne utilisé dans la reconnaissance par rétine. ..... 10

**Fig. 1. 8** – Images pour les bases de données faciales..... 11

**Fig. 1. 9** – Illustration du processus de reconnaissance vocale. ..... 11

**Fig. 1. 10** – Processus d'identification via la signature. ..... 12

**Fig. 1. 11** – Analyse des veines pour la reconnaissance..... 12

**Fig. 1. 12** – Exemple de système biométrique multimodal à multiples sources d'information. ..... 13

**Fig. 1. 13** – Exemple d'apprentissage d'un individu dans un système de reconnaissance faciale..... 14

**Fig. 1. 14** – Exemple d'authentification d'une personne dans un système de reconnaissance faciale. ..... 15

**Fig. 1. 15** – Exemple d'identification d'une personne dans un système de reconnaissance faciale. ..... 15

**Fig. 1. 16** – Exemples d'applications de la biométrie. ..... 16

**Fig. 1. 17** – Illustration du taux d'utilisateurs légitimes et d'imposteurs dans..... 18

**Fig. 1. 18** – Scores de compatibilité pour diverses modalités biométriques ..... 19

**Fig. 1. 19** – Etapes d'une reconnaissance faciale. ..... 19

**Fig. 1. 20** – Exemples d'images faciales : Base de Données SFA. ..... 20

**Fig.2. 1** — Schéma synoptique d'un système de reconnaissance faciale. ..... 26

**Fig.2. 2 —** Modèle déformable de visage formé de 16 régions (les rectangles) associées à 23 relations (flèches) [96]. ..... 28

**Fig.2. 3 —** Exemple de régions caractéristiques décrites par le modèle. ..... 28

**Fig.2. 4 —** Exemple de combinaison RGB de la couleur de peau. ..... 30

**Fig.2. 5 —** Principe des méthodes de reconnaissance 2D globales. ..... 31

**Fig.2. 6 —** Extraction des caractéristiques du visage par DCT. ..... 33

**Fig.2. 7—** TOD-2D : Un niveau de décomposition d'une image. ..... 36

**Fig.2. 8—** TOD-2D : Un niveau de reconstruction d'une image ..... 36

**Fig.2. 9 —** Représentation de la TOD d'une image. ..... 36

**Fig.2. 10 —** Analyse d'un signal 2D par trames d'ondelettes discrètes ..... 37

**Fig.2. 11 —** Représentation graphique unidimensionnelle d'une pyramide gaussienne 38

**Fig.2. 12 —** Allure du noyau de pondération en fonction du paramètre **a**. ..... 39

**Fig.2. 13 —** Modèle géométrique de visage. ..... 40

**Fig.2. 14—** Exemple de graphe élastique avec une topologie de grille. ..... 41

**Fig.2. 15 -** Exemple de graphe élastique avec des points caractéristiques. ..... 41

**Fig.2. 16—** Exemple de représentation d'un visage par la méthode d'apparence locale basée sur les histogrammes LBP. ..... 42

**Fig.2. 17—** Procédé du descripteur HOG. ..... 42

**Fig.2. 18—** Procédé du descripteur LPQ. ..... 42

**Fig.2. 19 —** Classification des principales techniques de reconnaissance faciale 2D. .. 43

**Fig.3. 1** — Différents types de couleur de peau extraits de SFA ..... 46

**Fig.3. 2 —** Organisation de SFA. ..... 47

**Fig.3. 3 —** Exemple d'images originales suivies de leur version ground truth ..... 47

**Fig.3. 4 —** Processus de création des échantillons de peau ..... 48

**Fig.3. 5 —** Exemple de données SFA. ..... 48

**Fig.3. 6—** Algorithme de détection de la peau par seuillage. ..... 52

**Fig.3. 7 —** Illustration graphique de l'approche de seuillage dans les espaces RGB, HSV, YUV et YCbCr, respectivement. ..... 53

**Fig.3. 8—** Exemple d'échantillons représentatifs de peau, selon les quatre règles : Minimum, Maximum, Moyenne et Médiane. ..... 54

**Fig.3. 9 —** Algorithme de détection de la peau avec mesure de similarités. ..... 56

**Fig.3. 10 —** Exemple numérique de la détection de peau avec la DE. ..... 56

**Fig.3. 11 —** Illustration graphique de la détection par mesure de similarités de la couleur de peau dans SFA. ..... 57

**Fig.3. 12 —** Illustration graphique de la détection par mesure de similarités de la couleur de peau dans l'UTD. ..... 57

**Fig.3. 13 —** Représentation d'une image par un vecteur. ..... 58

**Fig.3. 14 —** Algorithme de la méthode ACP. ..... 60

**Fig.3. 15** – Architecture d'un système de reconnaissance de visages. ..... 61

**Fig.3. 16—** Exemples d'images de post-détection. ..... 62

**Fig.3. 17 —** Illustration graphique du processus de rehaussement de contraste. ..... 63

**Fig.3. 18 —** Modèle de l'analyse multirésolution avec deux niveaux de décomposition. ..... 64

**Fig.3. 19 —** Modèle de décomposition avec le LP. ..... 64

**Fig.3. 20 —** Modèle de représentation avec le LP et la TCD2. ..... 65

**Fig.3. 21 —** Modèle 1 de représentation avec la TOD-2D et le LP.. ..... 66

**Fig.3. 22 —** Modèle 2 de représentation avec la TOD-2D et le LP. ..... 66

**Fig.3. 23 —** Modèle de représentation avec les framelets. ..... 67

**Fig.4. 1—** Images originales RGB de SFA. ..... 71

**Fig.4. 2—** Images originales RGB de l'UTD. ..... 72

**Fig.4. 3—** Images originales RGB de FEI. ..... 72

**Fig.4. 4—** Exemple d'images faciales originales correspondant à différentes teintes de peau, représentées dans les quatre espaces colorimétriques. ..... 78

**Fig.4. 5—** Illustration graphique des galeries de post-détection à l'issue de l'approche de seuillage. ..... 79

**Fig.4. 6—** Comparaison entre seuillage et mesure de similarité pour la détection de la peau avec SFA. ..... 91

**Fig.4. 7—** Comparaison entre seuillage et mesure de similarité pour la détection de la peau avec l'UTD. ..... 92

**Fig.4. 8 —** Comparaison entre seuillage et mesure de similarité pour la détection de la peau avec FEI. ..... 92

**Fig.4. 9 —** Schéma fonctionnel pour calcul des scores. ..... 97

# Liste des tableaux

**Tableau 1. 1** - Critères de choix des techniques biométriques. ..... 16

**Tableau 4. 1—** Précisions de la détection de peau par seuillage dans SFA. ..... 74

**Tableau 4. 2—** Taux de précision moyens et déviations standards de la segmentation de la couleur de peau par espace de couleur dans SFA. ..... 75

**Tableau 4. 3—** Précisions de la détection de peau par seuillage dans l'UTD. ..... 75

**Tableau 4. 4—** Taux de précision moyens et déviations standards de la segmentation de la couleur de peau par espace de couleur dans l'UTD. ..... 76

**Tableau 4. 5—** Précisions de la détection de peau par seuillage dans FEI. ..... 77

**Tableau 4. 6—** Taux de précision moyens et déviations standards de la segmentation de la couleur de peau par espace de couleur dans FEI. ..... 78

**Tableau 4. 7—** Précisions moyennes par image avec SFA. ..... 80

**Tableau 4. 8—** Précisions moyennes par taille d'échantillon avec SFA. ..... 81

**Tableau 4. 9—** Déviations standards (**σ**) par taille d'échantillon avec SFA. ..... 81

**Tableau 4. 10—** Précisions moyennes par image avec échantillons représentatifs dans SFA. ..... 81

**Tableau 4. 11—** Précisions moyennes par taille d'échantillon représentatif avec SFA. 82

**Tableau 4. 12—** Déviations standards (**σ**) par taille d'échantillon représentatif avec SFA. ..... 82

**Tableau 4. 13—** Précisions moyennes par taille d'échantillon avec l'UTD. ..... 82

**Tableau 4. 14—** Déviations standards (**σ**) par taille d'échantillon avec l'UTD. ..... 83

**Tableau 4. 15—** Précisions moyennes par image avec l'UTD. ..... 83

**Tableau 4. 16—** Précisions moyennes par taille d'échantillon représentatif avec l'UTD. ..... 83

**Tableau 4. 17—** Déviations standards (**σ**) par taille d'échantillon représentatif avec l'UTD. ..... 84

**Tableau 4. 18 —** Précisions moyennes par image avec échantillons représentatifs dans l'UTD. ..... 84

**Tableau 4. 19 —** Précisions moyennes par taille d'échantillon avec FEI. ..... 84

**Tableau 4. 20 —** Précisions moyennes par image avec FEI. ..... 85

**Tableau 4. 21 —** Déviations standards (**σ**) par taille d'échantillon avec FEI. ..... 85

**Tableau 4. 22 —** Précisions moyennes par image avec échantillons représentatifs dans FEI. ..... 86

**Tableau 4. 23 —** Précisions moyennes par taille d'échantillon représentatif avec FEI. 86

**Tableau 4. 24 —** Déviations standards (**σ**) par taille d'échantillon représentatif avec FEI. ..... 86

**Tableau 4. 25 —** Procédure de formation des galeries de post-détection avec les échantillons peau SFA. ..... 87

**Tableau 4. 26—** Procédure de formation des galeries de post-détection avec les échantillons représentatifs. ..... 87

**Tableau 4. 27—** Galerie de post-détection SFA vis-à-vis des échantillons peau. ..... 88

**Tableau 4. 28 —** Galerie de post-détection SFA vis-à-vis des échantillons représentatifs. ..... 88

**Tableau 4. 29 —** Galerie de post-détection UTD vis-à-vis des échantillons peau. ..... 89

**Tableau 4. 30 —** Galerie de post-détection UTD vis-à-vis des échantillons représentatifs. ..... 89

**Tableau 4. 31—** Galerie de post-détection FEI vis-à-vis des échantillons peau. ..... 89

**Tableau 4. 32 —** Galerie de post-détection FEI vis-à-vis des échantillons représentatifs. ..... 90

**Tableau 4. 33 —** Taux de reconnaissance avec SFA. ..... 96

**Tableau 4. 34—** Taux de reconnaissance avec FEI. ..... 96

# Liste de symboles

**BDDF :** Base de Données Faciale.

**NS :** non Skin (non peau).

**TOD2 :** Transformée Ondelette Discret 2D**.**

**PL :** Pyramide Laplacienne.

**DCT2** : Transformée Cosinus Discret 2D**.**

**DE :** Distance Euclidienne.

**DM :** Distance Manhattan.

**DT :** Distance Tchebychev.

**DC :** Distance Canberra.

# Introduction Générale

La condition humaine exige que l'être humain a depuis toujours exprimé le besoin de se protéger : de la pluie, du soleil, du vent, des conditions naturelles et climatiques extrêmes, des animaux, des ennemis humains, etc. Mais, la nature de ses besoins sans cesse grandissant a pris des formes différentes au fur et à mesure que les sociétés humaines évoluent. La modernité sous tous ses aspects place la sécurité individuelle et collective au sommet des préoccupations de l'homme. Ainsi, de nouveaux outils ont émergé pour assister à l'identification et l'authentification des personnes, à la surveillance, à sécuriser le contrôle d'accès et passage à différents endroits, etc. Il s'agit entre autres des mots de passe, badges, pièces d'identité comme la carte, le permis de conduire, le passeport et parfois aussi les cartes de sécurité sociale. Ces moyens de sécurité sont de nos jours considérés classiques car, basés sur le principe de la connaissance ou la possession, ils s'avèrent de plus en plus inefficaces aux portes de l'ère numérique. Il devient alors primordial de répondre à ces problèmes d'inefficacité et de manque de sécurité. De nouveaux moyens de reconnaissance, cette fois-ci, technologiques sont introduits permettant le contrôle d'accès par systèmes biométriques.

Le principe selon lequel les données biométriques d'une personne sont uniques, par opposition aux mots de passe ou aux cartes d'identification qui pourraient être perdus, oubliés ou utilisés par d'autres personnes, sous-tend l'identification biométrique, qui identifie une personne en fonction de ses caractéristiques physiques, comportementales ou biologiques (voix, visage, iris, empreintes digitales, signature, démarche, contour de la main, rétine, urine, salive, ADN, etc.). C'est dans ce sens que s'inscrit la définition donnée par Roethenbaugh : ‘‘La biométrie s'applique à des particularités ou des caractères humains uniques en leur genre et mesurables, permettant de reconnaître ou de vérifier automatiquement l'identité’’. L'utilisation des caractéristiques biométriques a pour objectif de faciliter le quotidien des personnes en facilitant l'utilisation des clés biométriques et en évitant les fraudes.

L'un des systèmes biométriques les plus récents et les plus répandus dans le monde est celui de la reconnaissance de visages, en raison de sa simplicité et son efficacité. Le but de la technologie de reconnaissance faciale est de créer des systèmes informatiques spécifiques qui s'adaptent aux personnes. La reconnaissance faciale offre un certain nombre d'avantages par rapport à d'autres technologies biomécaniques, notamment d'être naturelle, discrète, simple à utiliser et non contraignante ni intrusive. Le score de compatibilité le plus élevé parmi les six caractéristiques biomécaniques de Hietmeyer est indiqué par les traits du visage dans un système MRTD (Machine Readable Travel Documents). Ce score est basé sur un certain nombre de facteurs d'évaluation, notamment la perception de l'utilisateur, le renouvellement des données et le matériel requis.

Les propositions actuelles ne sont toutefois pas totalement satisfaisantes car elles ne fonctionnent que dans des environnements contrôlés et ne tiennent pas compte de la variabilité des conditions d'acquisition dans la vie quotidienne, telles que la pose (frontale,

profil à 45 degrés), la présence ou l'absence de composantes structurales (barbe, lunettes ou moustache), des occultations par d'autres objets (certaines personnes peuvent masquer partiellement d'autres visages dans une image de groupe, un chapeau, une main qui couvre un visage, un foulard), des conditions d'illumination qui dépendent des facteurs d'éclairage ou des paramètres de la source de lumière (intensité, spectre et distribution de la lumière), ainsi que des facteurs liés au capteur numérique d'acquisition des images qui peuvent affecter la qualité de l'image ou l'apparence des visages dans les images capturées, sans oublier la diversité de la couleur de peau humaine en termes d'appartenance ethnique. Tous ces facteurs suscités constituent des défis permanents et considérables pour n'importe quel système de reconnaissance faciale.

Dans ce contexte, le but du travail de recherche que nous proposons ici est de développer un système automatique de reconnaissance de visage à la fois simple et efficace, qui tente de répondre certaines des contraintes mentionné ci-dessus. C'est pourquoi, il est important de travailler à chaque niveau du système : détection, extraction des paramètres caractéristiques et reconnaissance, tout en contribuant à divers points de la chaîne de traitement.

Dans l'étape de détection de visage, nous suggérons deux méthodes de la détection de la couleur de peau. La première utilise le principe du seuillage comme approche efficace de segmentation de la couleur de peau dans quatre espaces colorimétriques différents qui sont RGB, HSV, YUV et YCbCr. La seconde est une nouvelle approche pour la segmentation de la couleur de peau basée sur une mesure de similitude de cette couleur par le biais de deux distances métriques différentes : la distance Euclidienne (DE) et la distance de Manhattan (DM). La mise en œuvre des deux méthodes de détection dépendra essentiellement des échantillons de Peau humaine (Skin) et de Non-Peau (Non-Skin) fournis par la base de données faciale SFA. Un autre aspect original, dans cette étape, est la génération, à partir de ces échantillons fournis par SFA, de nouveaux échantillons représentatifs des différentes couleurs de peau humaine. Ceux-ci sont créés conformément aux quatre critères du minimum, maximum, moyen et médian. Ces nouveaux échantillons représentatifs jouent un rôle important dans la détection des visages de tout type de peau dans n'importe quelle base de données faciale, autre que SFA permettant ainsi d'améliorer les taux de détection de visages. Les deux techniques seront appliquées à trois bases de données faciales différentes, en l'occurrence SFA, UTD et FEI.

L'étape suivante à la détection est l'identification ou l'authentification de la personne au visage détecté. Elle est mise en œuvre en deux modules. Le premier, appelée module d'apprentissage, consiste à extraire des régions caractéristiques du visage à partir de l'image segmentée, obtenue précédemment via l'approche de classification de la couleur de peau. Pour ce, nous proposons une méthode qui combine trois décompositions pyramidales différentes et la méthode PCA (Pricipal Component Analysis, pour Analyse en Composantes Principales) dont le principe est de déterminer les Visages Propres (Eigenfaces) à partir de chaque image segmentée. Nous tentons, par le choix de ces décompositions pyramide laplacienne (LP), analyse multirésolution de la transformée en ondelette discrète (TOD) et les trames d'ondelettes (connues sous le nom de framelets) de pallier aux problèmes causés par la variabilité des poses puisque la TOD et les framelets offrent, de par leur construction, différentes orientations de l'image à différentes échelles. Bien que le LP n'a pas d'orientations privilégiées, la pyramide laplacienne exhibe les détails contenues dans n'importe quelle image à différents niveaux de résolution alors que la pyramide gaussienne conserve les caractéristiques de l'image de basse fréquence à ces mêmes niveaux de résolution. Ces propriétés seront exploitées pour diminuer la taille des

signatures numériques et d'améliorer la qualité de reconnaissance. En outre, nous tenterons de pallier aux inconvénients causés par l'illumination en appliquant une méthode de rehaussement du contraste à toutes les images segmentées lors du processus de détection. Les inconvénients dus à la diversité de la couleur de peau en raison des diversités ethniques seront surmontés par le biais des échantillons représentatifs de peau générés dans l'étape de détection. L'ensemble des vecteurs caractéristiques extraits des visages traités, ici les visages propres, seront stockées dans une base de données de référence dite galerie. Dans le second module de vérification ou d'identification, chaque image contenant le visage de la personne à reconnaître sera soumise à une opération d'extraction du vecteur caractéristique (visages propres) pour aborder la phase de comparaison (classification) qui permet de fournir la décision finale sur son identité. L'achèvement de cette opération sera réalisé selon deux alternatives. Le vecteur caractéristique de la personne à reconnaître subit une classification, soit avec le même vecteur de référence de la base de données pour la vérification de l'identité, soit avec tous les vecteurs de référence de la base de données pour l'identification. L'algorithme de mesure de similarité basé sur le calcul de distances permettant la comparaison utilisera quatre distances métriques différentes qui sont la distance Euclidienne, la distance de Manhattan, la distance de Tchebychev et la distance de Canberra. Une fois encore, l'amélioration du score de reconnaissance va s'appuyer sur l'utilisation des échantillons représentatifs de la couleur de peau que nous avons générés à partir des échantillons fournis par SFA. La validation du système proposé en termes de taux de reconnaissance sera vérifiée par application aux bases de données faciales SFA UTD et FEI.

La structure générale du manuscrit est présentée ci-dessous.

- Le premier chapitre présente de manière générale la technologie biométrique en termes de modalités, modes de fonctionnement et applications. Les critères de choix d'un quelconque système biométrique y sont définis ainsi que les mesures de ses performances. Il met l'accent notamment sur le système biométrique de reconnaissance faciale, en présentant ses différents modules constituants, les avantages et les difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages.
- Le second chapitre passe en revue le processus de reconnaissance faciale, les principales techniques de détection et de reconnaissance de visages 2D. Il décrit également les avantages et les inconvénients de ces approches pour les situer les unes par rapport aux autres.
- Le troisième chapitre illustre la conception théorique des différents algorithmes de détection et d'identification de visages proposés dans ce travail. Les explications nécessaires avec tous les détails à différents niveaux de conceptions seront apportées.
- Le dernier chapitre sera consacré à la validation du système de reconnaissance de visage proposé. Nous y présentons les tests et les résultats obtenus après évaluation du système en utilisant les bases de données faciales SFA, UTD et FEI.
- Finalement, nous concluons ce travail en soulignant ses éléments clés, en mettant en évidence ses inconvénients et en proposant des idées pour améliorer la recherche au futur.

# 1

# Modalités Biométriques

## 1. Introduction

L'être humain a mis en place des méthodes d'authentification qui sont, de nos jours, considérées classiques. Ce sont des moyens de vérifier une personne, selon qu'elle possède ou non des documents d'identification tels qu'un permis de conduire ou un passeport, ou selon la connaissance d'un mot de passe ou d'un code PIN. Un passeport ou une carte peuvent être perdus, volés ou falsifiés, alors qu'un code peut être oublié ou même partagé. Néanmoins et grâce à la *biométrie*, ces limitations peuvent être aisément contournées par l'utilisation de nouveaux représentants de nos personnes physiques dans le monde numérique : les identifiants *biométriques*, qui eux, sont uniques, toujours présents sur nous et directement rattachés à chaque personne [1-5].

Le terme *biométrie* signifie littéralement *mesure du vivant* et provient du Grec (bio ou vie, métrie ou mesure). Durant le 20$^{ème}$ siècle, son utilisation s'est élargie pour inclure *l'étude quantitative* des êtres vivants à l'aide des techniques statistiques. Depuis le début du 21$^{ème}$ siècle, le terme *biométrie* concerne particulièrement le processus d'*identification des personnes* en fonction de leurs caractéristiques physiologiques (empreintes digitales, visage, iris, contour de la main, etc.), ou comportementales (signature, démarche, etc.), ou biologiques (ADN, urine, salive, etc.). C'est dans ce sens que s'inscrit la définition donnée par Roethenbaugh [1] : *"La biométrie s'applique à des particularités ou des caractères humains uniques en leur genre et mesurables, permettant de reconnaître ou de vérifier automatiquement l'identité"*.

## 2. Premier Système Biométrique

Le premier système biométrique a été mis en œuvre par Alphonse Bertillon, Chef de l'identification criminelle dans la police de Paris, en décembre 1882 [6]. Inspiré par les travaux du criminologue italien Cesare Lombroso, auteur, en 1876 de *L'uomo délinquente* (**Fig.1.1**), Bertillon met en place le *système Bertillon* qui révolutionne les artifices d'identification des criminels et des délinquants récidivistes et crée la police scientifique moderne. Le *bertillonnage* est la première méthode scientifique de l'identification criminelle grâce à une cartographie du crime, et fut adopté par les polices du monde entier.

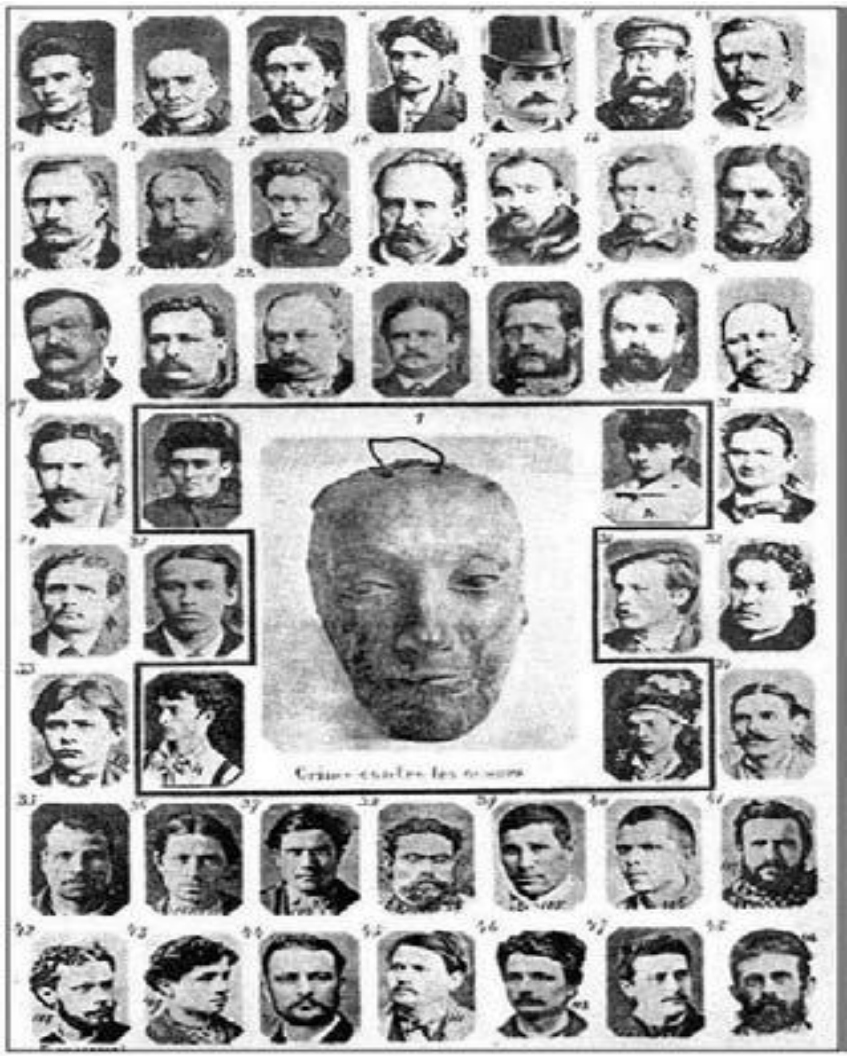

**Fig. 1. 1** - Modèle de l'Atlas de Lombroso [6].

Le bertillonnage se divise en deux parties distinctes : la mesure des personnes et la classification de leurs données. Les caractéristiques des individus, en outre l'âge et le sexe, sont basées sur :

- Les mesures du corps liées à l'anatomie humaine : Taille, Buste, Bras (Petit – Moyen – Grand) ;
- La description morphologique de la forme du corps et de l'apparence : mesures relevées sur la tête et les membres ;
- La couleur des yeux.

Cette méthode présente deux inconvénients majeurs :

*i.* Etant basée sur des mesures osseuses, elle ne s'applique qu'aux personnes qui ont atteint un niveau de croissance stable et non aux enfants ou adolescents dont la croissance n'a pas encore atteint ce niveau.

*ii.* Il est difficile d'utiliser les compas céphalomètres avec les femmes en raison de leur chevelure, et le personnel peut faire des erreurs de relevés lors des mesures.

Bertillon affine, donc, au fur et à mesure sa méthode en lui associant de nouveaux éléments, pour finalement mettre en place la dactyloscopie :

- Une description des marques particulières telles que les grains de beauté, les cicatrices indélébiles et les tatouages ;
- La photographie ;
- La dactyloscopie :
  - ✓ Prise des empreintes de quatre doigts de la main gauche : pouce, index, médius et auriculaire, 1894 ;
  - ✓ Ajout de l'empreinte de l'index droit, 1902 ;
  - ✓ Finalement les dix empreintes des deux mains, 1904.

1. Taille. — 2. Envergure. — 3. Buste. —
4. Longueur de la tête. — 5. Largeur de la tête. — 6. Oreille droite. —
7. Pied gauche. — 8. Médius gauche. — 9. Coudée gauche.

(a)

(b)

(c)

**Fig. 1. 2** - Une cartographie du crime - Images d'Alphonse Bertillon [6].
(a), (b) : Relevé du signalement anthropométrique.
(c) Fiche signalétique et dactyloscopique de Henri-Léon Scheffer.

## 3. Technologies Biométriques Modernes

L'avènement de l'ère numérique avec comme outil clé l'ordinateur dont les capacités fulgurantes à traiter et à stocker les données ne cessent de progresser, a permis d'élaborer des systèmes biométriques informatisés modernes. La diversité de ces systèmes est assujettie à la diversité des caractéristiques physiques, comportementales ou biologiques des êtres humains [1-5], [7-9].

La figure 1.3 illustre les principales modalités biométriques existantes [10-20]. En dépit de leur diversité, chacune de ces modalités doit répondre à des critères précis [21,22], à savoir :

- ***L'universalité*** : retrouvée chez toute la population mondiale.
- ***L'unicité*** : chaque personne possède des représentations biométriques propres, qu'on ne retrouve chez personne d'autre.
- ***La stabilité*** : avec l'âge surtout.
- ***L'acceptabilité et la facilité d'usage*** : chaque modalité biométrique possède des difficultés quant à l'acquisition et à l'utilisation.
- ***Le non reproductibilité*** : s'adresse à la facilité de falsifier une modalité.

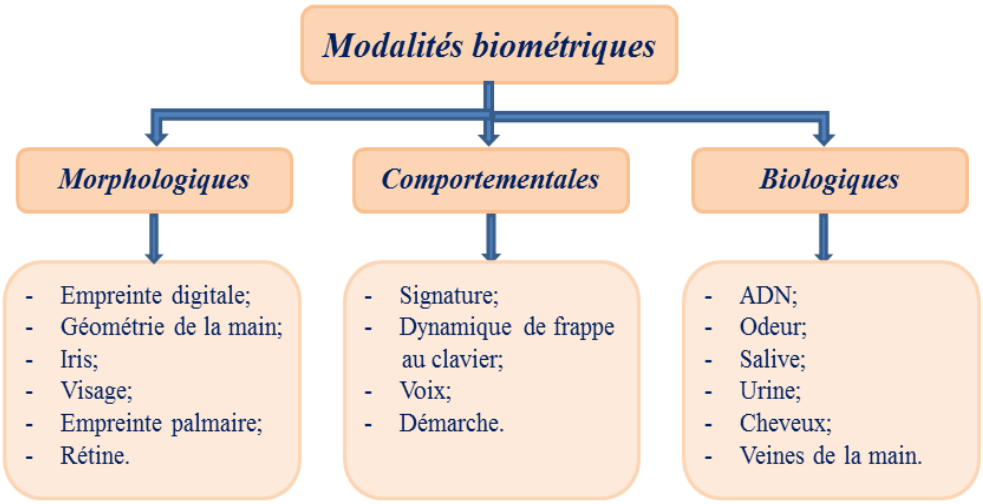


**Fig. 1. 3** – Nomenclature des principales modalités biométriques.

### 3.1. Biométrie morphologique

Elle a pour objectif d'identifier n'importe quel individu sur la base de traits physiques uniques, permanents et particuliers pour toute personne.

#### 1. Empreintes digitales

Introduite par Alphonse Bertillon dès 1894, cette technique biométrique identifie sans équivoque toute personne par le biais de ses empreintes digitales qui sont uniques et propres à la personne elle-même.

Le scan des empreintes permet aux lecteurs d'empreintes digitales de les différencier les unes des autres à l'aide du relevé de paramètres caractéristiques appelés minuties qui illustrent de manière unique les différences de continuité de chaque empreinte digitale. De nombreuses formes minuscules, (lac, bifurcation, delta, impasse, etc.) peuvent être examinées. Typiquement, une quarantaine est extraite de la zone scannée où il est statistiquement peu probable que deux personnes aient douze points identiques.

Ce type de système est utilisé dans de nombreuses applications, notamment celles liées aux institutions financières pour leurs employés et clients. On le trouve également dans les hôpitaux, les écoles, les aéroports, ainsi que dans les documents d'identité personnels (carte d'identité, passeport, permis de conduire, etc.).

Cette modalité présente les avantages :

- de la technologie la plus anciennement connue et maitrisée,
- du faible cout des lecteurs,
- d'un traitement instantané (en temps réel),
- d'un taux d'erreurs (faux rejet ou fausse acceptante) acceptable.

Les inconvénients majeurs étant :

- la sensibilité aux bruits et aux saletés,
- la possibilité d'élimination ou d'endommagent des empreintes (par accident ou par acte criminel délibéré).

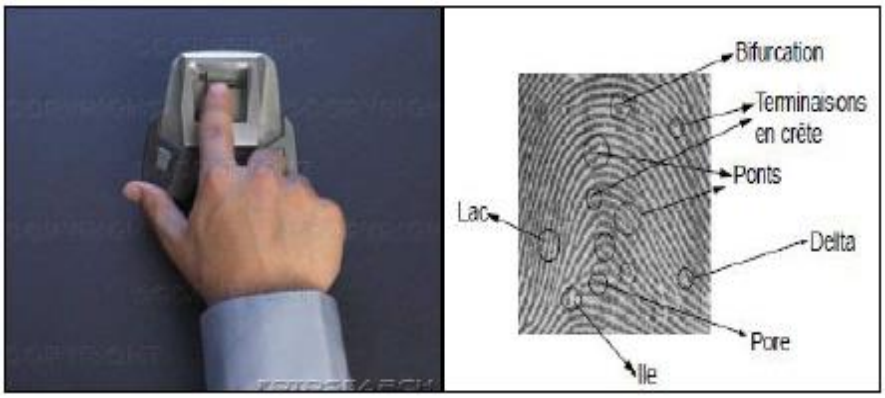


**Fig. 1. 4** – Principe de reconnaissance par scan de l'empreinte digitale.

## 2. Géométrie de la main

Il s'agit d'une technologie biométrique relativement nouvelle dont l'analyse consiste à mesurer la longueur, la largeur et la hauteur de la main d'un utilisateur et à en produire image en trois dimensions LED infrarouges et un appareil photo numérique sont les outils utilisés pour collecter des données portables.

Cette une technologie est :

- simple et rapide,
- et trouve une bonne acceptation au sein du public.

Néanmoins :

- encombrante dans les bureaux, ou sur un Smart phone,
- peu fiable dans le cas de jumeaux ou de membres de la même famille.

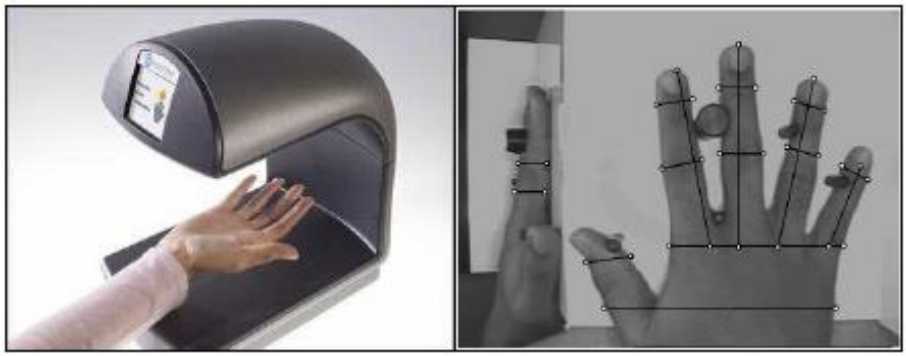

**Fig. 1. 5** – Principe de reconnaissance par géométrie 3D de la main.

### 3. Iris

Modalité très fiable et hautement distinctive en raison de l'utilisation de plus de paramètres comparativement aux autres méthodes biométriques. Après localisation de l'iris, Un certain nombre d'outils sont utilisés dans le processus d'obtention d'un code qui représente avec précision l'iris, y compris la prise de photos en noir et blanc, l'utilisation de coordonnées polaires et l'application de la transformée en ondelettes. La mesure de similarité est achevée par le biais de la distance de Hamming. Les estimations de Daugmann avancent une probabilité de $1/10^{72}$ pour confondre deux iris appartenant à deux personnes différentes.

Cette une technique largement utilisée dans les applications d'identification et de vérification du fait que :

- l'iris est une caractéristique très informationnelle,
- l'iris est une caractéristique robuste mais surtout protégée,
- le risque de confusion pour les vrais jumeaux est nul.

En contrepartie :

- risque de photographie de l'iris,
- équipements d'acquisition coûteux.

**Fig. 1. 6 –** Illustration de reconnaissance par l'iris.

## 4. Rétine

Cette technique cible la mesure de la forme des vaisseaux sanguins situés dans la zone rétinienne de l'œil humain. Pour ce, On utilise une source lumineuse qui émet de la lumière dans la direction de l'œil de la personne considérée qui doit rester immobile devant le dispositif de rayonnement.

Modalité hautement fiable mais peu populaire car perçue comme intrusive. D'ailleurs, on ne lui connait aucun dispositif commercial jusqu'à ce jour.

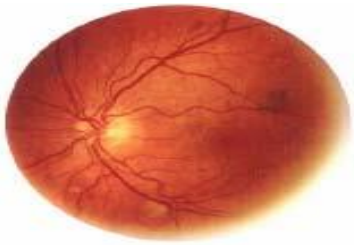

**Fig. 1. 7 –** Modèle d'image rétinienne utilisé dans la reconnaissance par rétine.

## 5. Reconnaissance faciale

Dans une reconnaissance faciale, l'identité de n'importe quelle personne est vérifiée par comparaison des paramètres des multiples visages à partir d'une image fixe et la vidéo. Ces dernières sont à l'origine de multitude de bases de données de photos de personnes observées à distance à leur insu. C'est ce qui fait de la reconnaissance faciale la modalité privilégié dans différente domaine d'applications de contrôle des frontières, de sécurité des bâtiments, de sécurité des zones urbaines, etc.

Cette technique est :

- facilement accepté par les usagers,
- facile à intégrer aux systèmes de surveillance existants,
- peu couteuse, et les caméras sont de plus en plus performantes.

Mais :

- sensible aux factures de l'environnement (conditions d'illumination, pose, expression du visage, occultations),
- sensible à des composantes structurales (lunettes, barbe, moustache, etc.),
- peu fiable quant à la différentiation des vrais jumeaux.

**Fig. 1. 8** – Images pour les bases de données faciales.

## 3.2. Biométrie comportementale

Elle vise à analyser certaines caractéristiques comportementales d'une personne.

### 1. La Voix

Dans ce cas particulier, les données traitées sont à la fois des facteurs comportementaux comme la vitesse et le rythme qui ne sont généralement pas imitables et des facteurs physiologiques comme l'âge, le sexe, la tonalité et l'accent.

Cette technique présente un bon nombre d'avantages tels que :

- possibilité de reconnaissance à distance, la voix étant la seule information utilisable via le téléphone,
- appréciée par les usagers,
- lecteurs de voix facilement protégés,
- imitation de la voix difficile voire impossible,
- non intrusive.

En contrepartie peu fiable car :

- sensible à l'état émotionnel et physique de l'utilisateur,
- facilement falsifiable par archivage,
- sensible aux parasites ambiants,
- nécessité d'une excellente qualité d'enregistrement,
- taux d'erreur élevé.

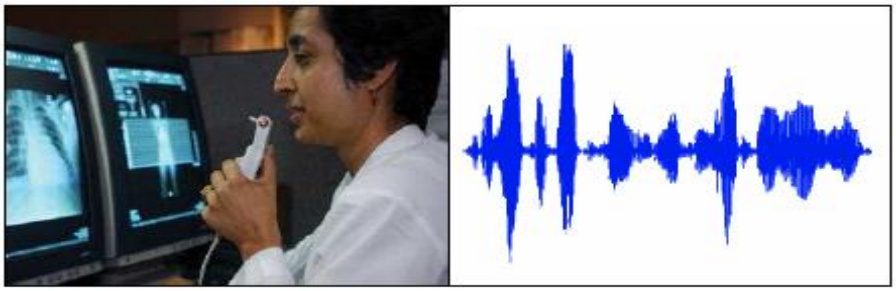

**Fig. 1. 9** – Illustration du processus de reconnaissance vocale.

### 2. La Signature

Modalité très récente qui étudie une variété de dynamiques telles que la vitesse, la direction, la pression de l'écriture ainsi que la durée pendant laquelle le stylet est en contact avec le papier, le temps nécessaire pour faire la signature et les positions auxquelles le stylet est relevé et abaissé sur le papier.

L'avantage est que :

- La signature est facilement conservée,
- La responsabilité des usagers est impliquée.

Mais :

- nécessite une tablette graphique pour l'acquisition des signatures,
- sensible aux émotions des usagers,
- non utilisable pour les contrôles d'accès.

**Fig. 1. 10** – Processus d'identification via la signature.

## 3.3. Biométrie biologique

Elle vise à examiner des traits biologiques particuliers.

### 1. Les Veines

Etant donné que chaque être à des contours de veines différentes sous la peau, on utilise un *canner du réseau veineux palmaire*, en plaçant la surface à identifier au-dessus du lecteur. Le dessin créé par le réseau veineux est ensuite examiné, et certaines caractéristiques distinctives sont notées.

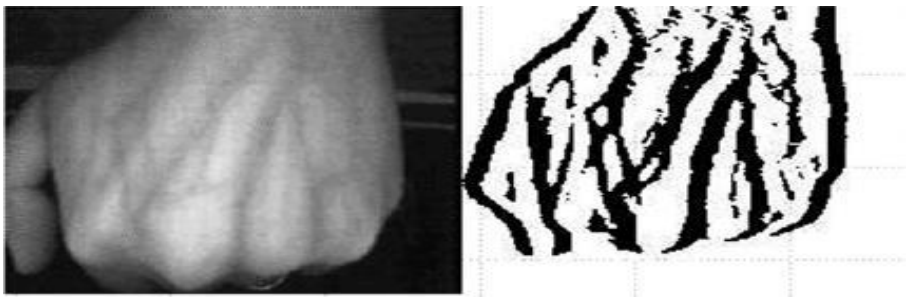

**Fig. 1. 11** – Analyse des veines pour la reconnaissance.

#### 2. L'ADN

Modalité la plus fiable pour l'identification des personnes, mais non encore adaptée à la reconnaissance en temps réel.

### 3.4. Biométrie multimodale

Actuellement, plusieurs technologies multimodales émergent combinant différentes modalités biométriques dans un même système dans le but d'augmenter ses performances [23-30]. A titre d'exemple, le système combinant reconnaissance vocale et celle de la signature.

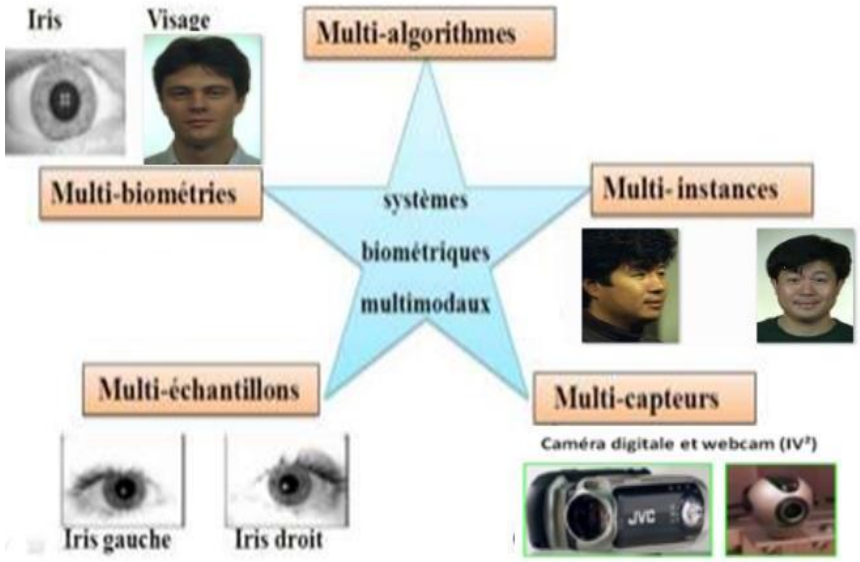


**Fig. 1. 12** – Exemple de système biométrique multimodal à multiples sources d'information.

## 4. Mode de Fonctionnement des Systèmes Biométriques

### 4.1. Modules d'un système biométrique

Quatre modules principaux peuvent être utilisés pour représenter un système biométrique typique :

#### 1. Module de capture

Permet l'acquisition des informations biométriques d'une personne (caméra de surveillance, appareil photo, lecteur d'empreintes digitales, etc.).

#### 2. Module d'extraction de paramètres

Ses données biométriques en entrée sont celles acquises par le module de capture. Son rôle est d'en extraire l'information pertinente nécessaire à une nouvelle représentation des données, idéalement distinctes pour chaque personne et généralement non affectées par les différences au sein d'une même classe.

### 3. Module de correspondance

Mesure le degré de Similarité entre l'ensemble des paramètres extraits et le modèle sauvegardé dans la banque de données du système.

### 4. Module de décision

Vérifie l'identité proclamée par un utilisateur ou identifie une personne en fonction du taux de similarité des paramètres extraits avec les modèles enregistrés, fourni par le module de correspondance.

## 4.2. Modes de fonctionnement

Selon le contexte d'application, un système biométrique peut fonctionner dans les modes d'apprentissage (enrôlement), d'authentification ou d'identification.

### 1. Mode d'apprentissage ou enrôlement

Etape où un utilisateur est enregistré pour la première fois dans le système, lorsqu'une ou plusieurs modalités de données biométriques sont sauvegardées dans une base de données. On peut éventuellement y rajouter une information biographique.

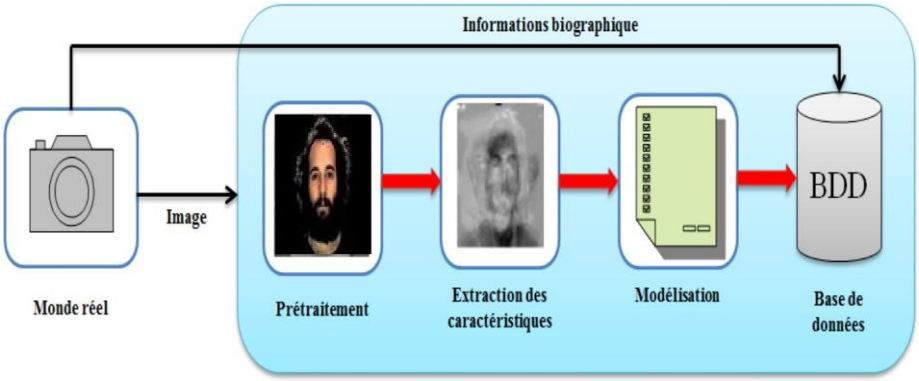


**Fig. 1. 13** – Exemple d'apprentissage d'un individu dans un système de reconnaissance faciale.

### 2. Mode d'authentification ou vérification

Vérifiez si la personne qui prétend être est bien cette personne. En comparant le modèle d'une personne acquis selon la biométrie avec toutes les données biométriques stockées dans la base de données du système, ou un à un, le système doit vérifier l'identité d'une personne [31-40]. Dans cette situation, le système doit répondre à la question importante: *S'agit-il réellement de la personne qui proclame être ?*

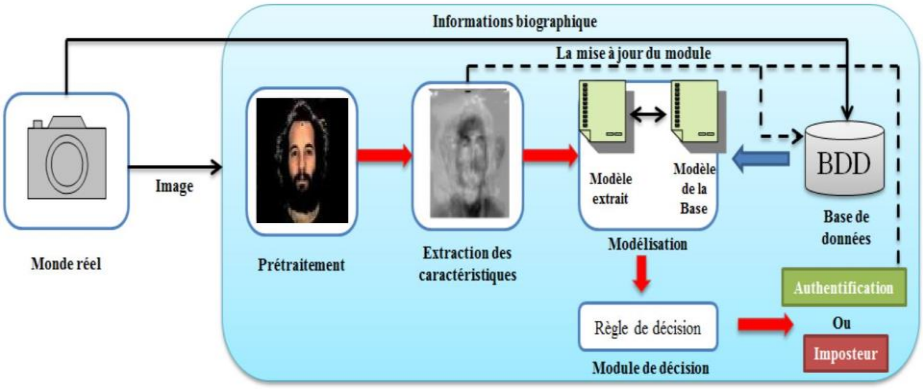


**Fig. 1. 14** – Exemple d'authentification d'une personne dans un système de reconnaissance faciale.

### 3. Mode d'Identification ou Reconnaissance

Consiste à retrouver l'identité exacte d'un inconnu parmi les identités enregistrées dans la base de données en comparant son modèle aux autres modèles de la base. Dans ce cas, la personne inconnue examinée n'a pas révélé son identité. Le but de cette opération est généralement d'empêcher quelqu'un d'utiliser plusieurs identités. La question que le système doit adresser est alors : *Qui est qui ?* [41-47].

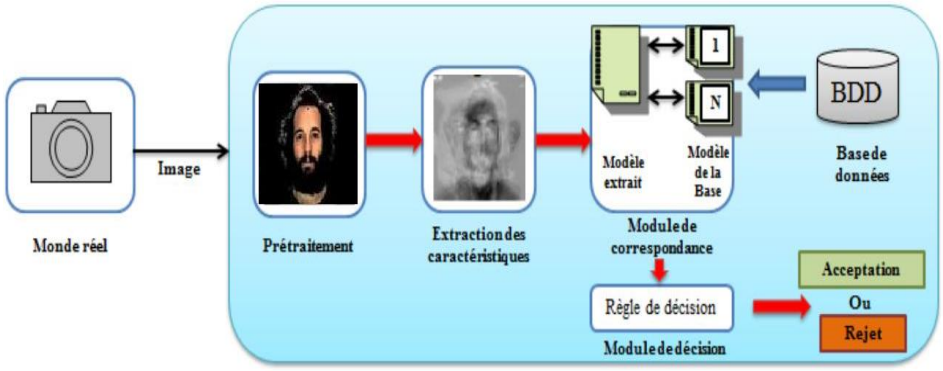


**Fig. 1. 15** – Exemple d'identification d'une personne dans un système de reconnaissance faciale.

## 5. Domaines d'Applications de la Biométrie

Les gens utilisent plus fréquemment la biométrie dans leur vie quotidienne. Les principales applications biométriques sont [8,21,22] :

- **L'accès physique :** contrôler les accès aux lieux de travail, aux banques, aux aéroports et à d'autres emplacements tels que les maisons et les garages.
- **PCs et accès aux réseaux :** contrôle l'utilisation non autorisée d'ordinateurs et de réseaux au sein d'une entreprise ou à domicile.
- **Temps et présence** : pour le maintien du temps des employés.
- **Accès logique** : contrôle l'accès logique à n'importe quel ordinateur.
- **Sécurité financière** : sécuriser différents types de transactions électroniques, de demande d'assurance en ligne, etc.
- **Secteur de la santé** : assurer la sécurité des utilisateurs et des données dans les institutions hospitalières.

- **Application de la loi** : l'application la plus anciennement connue qui permet aux services de police et autres organismes chargés de l'application de la loi d'identifier les criminels.
- **L'immigration :** assurer la sécurité tout en combattant les terroristes et l'immigration clandestine.
- Verrouillage des ordinateurs portables, Smart phones.

**Fig. 1. 16** – Exemples d'applications de la biométrie.

## 6. Critères de Choix d'une Technologie Biométrique

L'implantation de n'importe quel système biométrique en vue d'une éventuelle application exige d'abord de savoir si la biométrie est la solution escomptée. Dans le cas échéant il est nécessaire de comparer l'efficacité de diverses approches biomécaniques pour le choix de la modalité adéquate. De nombreuses études ont été accomplies dans ce sens dont celle de l'américaine *International Biometric Group* (**IBG**) qui a conclu son étude avec cinq critères d'évaluation [19-20][48,49]. Les résultats de cette étude sont présentés dans le tableau ci-dessous.

**Tableau 1. 1** - Critères de choix des techniques biométriques.

| Critère | Résultat |
|---|---|
| ▪ ***L'effort*** **:** concerne la facilité de prise des mesures biométriques par l'utilisateur avec un minimum d'effort. | ▪ Visage, signature, iris, frappe sur le clavier, voix, empreinte numérique, main et rétine : critères classés du plus facile au plus difficile à utiliser. |
| ▪ ***L'intrusion*** **:** concerne la catégorisation de différents systèmes biométriques selon la présence d'une connexion directe entre le dispositif de capture de mesures biométriques et l'utilisateur. | ▪ Signature, main, empreinte digitale, frappe du clavier, visage, voix iris sont des modalités classées des moins intrusives aux plus intrusives. |
| ▪ ***Le coût*** **:** il s'agit de savoir laquelle des technologies est la moins chère. | ▪ Frappe sur le clavier, voix, signature, empreinte digitale, visage, main, rétine et iris : des moins couteuses aux plus |

| | |
|---|---|
| | couteuses. |
| ▪ **La fiabilité :** est conditionnée par la qualité de l'environnement (conditions d'illumination, état de l'usager, etc.) de prise des mesures biométriques. | ▪ Iris, rétine, empreinte digitale, visage, main, voix (à un niveau équivalent la frappe sur le clavier) et signature : des plus fiables aux moins fiables. |
| ▪ **Précision :** justesse, fidélité et exactitude des résultats de la reconnaissance | |

# 7. Performances des Systèmes Biométriques

Les trois types d'erreurs définies ci-dessous sont utilisés pour évaluer les performances de tout système biométrique [50-52].

— **Taux de Faux Rejet, TFR (FRR** pour **False Rejection Rate) :** Ou bien taux de faux négatifs. C'est le rapport du nombre de rejets erronés au nombre total d'usagers qui doivent être correctement vérifiés. Cependant, un faux rejet n'est pas toujours dû à une erreur du système, comme c'est le cas de la modalité des empreintes digitales avec un positionnement incorrect du doigt sur le capteur ou la présence de la crasse peuvent entraîner de faux rejets.

— **Taux de Fausse Acceptation, TFA (FAR** pour **False Acceptance Rate) :** C'est le rapport des accès frauduleux acceptés au nombre total d'accès frauduleux.

— **Taux d'Erreur Egal, TEE (EER** pour **Equal Error Rate)** : Il indique le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations et est obtenu lorsque **FRR = FAR**.

$$\boldsymbol{TFR} = \frac{FR}{NV} = \frac{Nombre\ d'empreintes\ valides\ rejetés}{Nombre\ totale\ d'empreintes\ valides} \quad (1)$$

$$\boldsymbol{TFA} = \frac{FA}{NT} = \frac{Nombre\ des\ imposteurs\ acceptés}{Nombre\ totale\ d'accés\ imposteurs} \quad (2)$$

La distribution théorique du taux d'imposteurs et d'utilisateurs légitimes est illustrée sur la figure 1.17. En raison de la corrélation entre les deux taux d'erreur, FAR et FRR, leur valeur est étroitement liée à un seuil de décision qui peut être ajusté en fonction du niveau de sécurité élevé ou faible visé pour le système biométrique. Par conséquent, le système acceptera les imposteurs si le FAR est supérieur au seuil. Le taux de fausses acceptations diminue à mesure que le seuil augmente, donnant un système robuste aux imposteurs qui peuvent encore rejeter de véritables utilisateurs.

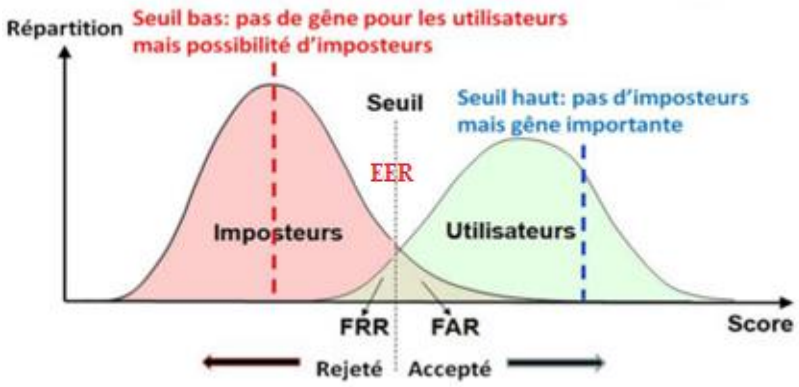


**Fig. 1. 17** – Illustration du taux d'utilisateurs légitimes et d'imposteurs dans un système d'identification biométrique.

## 8. Systèmes Biométriques Basés sur la Reconnaissance de Visage

Reconnaitre les visages est une tâche implicite que les humains effectuent quotidiennement depuis toujours de manière naturelle. Mais aux portes de l'ère numérique, les besoins en sécurité sans cesse grandissant nécessitent des moyens technologiques plus avancés pour effectuer de manière automatique l'opération de reconnaissance faciale sans intervention aucune de l'opérateur humain.

Heureusement, les grandes avancées technologiques ont rendu disponibles des ordinateurs puissants et peu couteux, des appareils photo numériques, une large gamme d'appareils mobiles, Internet et des systèmes informatiques embarqués qui ont facilité le traitement automatique d'images et de vidéos numériques pour une large variété d'applications, parmi lesquelles la reconnaissance faciale.

Le système de reconnaissance faciale est facile à utiliser, naturel et discret. Selon une étude de Hietmeyer [53], les caractéristiques faciales sont associées au score de compatibilité le plus élevé dans le système MRTD (Machine Readable Travel Documents) [54], basé sur des facteurs tels que la satisfaction de l'utilisateur, le renouvellement des données, le matériel requis et l'apprentissage.

Un système de reconnaissance faciale a pour objectif principal d'identifier de manière automatique des visages présents dans une image ou une vidéo. Les deux modes de fonctionnement du système étant l'authentification ou l'identification. Les étapes d'un processus de reconnaissance faciale sont illustrées sur la figure 1.19. La zone du visage est d'abord détectée, à partir de laquelle sont extraites et normalisées certaines caractéristiques relatives au visage. Finalement, on termine par une opération d'identification et/ou vérification [55-59].

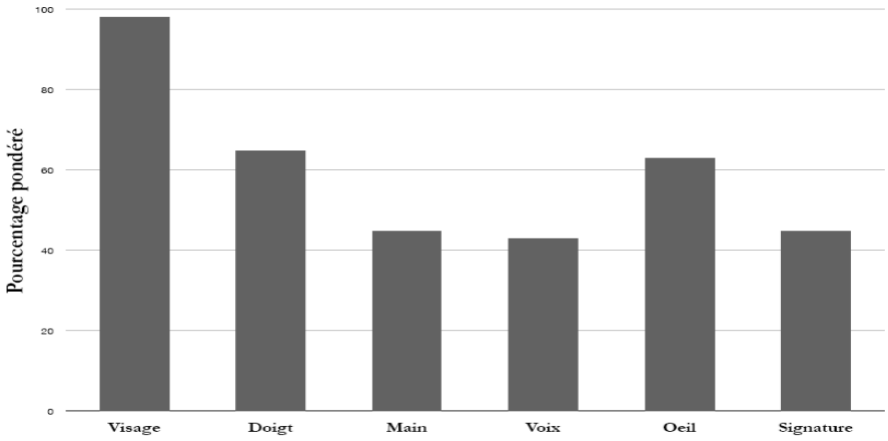


**Fig. 1. 18** – Scores de compatibilité pour diverses modalités biométriques dans un système MRTD.

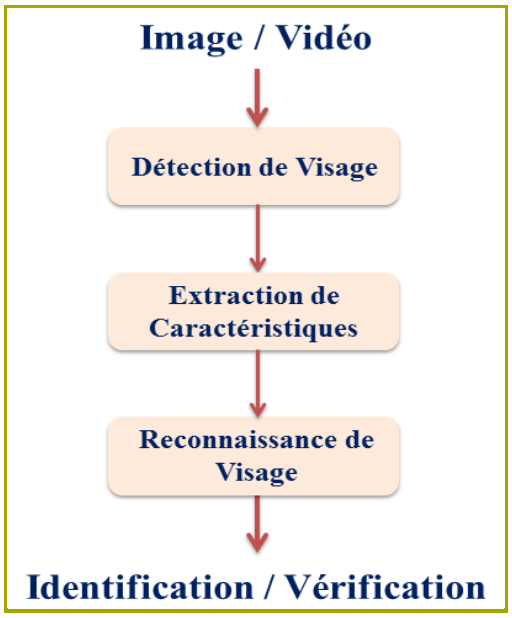


**Fig. 1. 19** – Etapes d'une reconnaissance faciale.

## 8.1. Détection de visage

La localisation du visage dans une image fixe ou vidéo est une étape importante dans tout processus de reconnaissance faciale. L'efficacité des systèmes biométriques d'authentification faciale en dépend fortement. Ce processus , également appelé *détection de visage*, a fait l'objet de nombreuses recherches qui ont permis de développer une variété de techniques, allant de la simple détection de visage à la localisation précise des traits du visage comme les yeux, le nez, la bouche, etc.

Il n'y a pas de méthode systématique de détection du visage car les solutions proposées jusqu'à ce jour fonctionnent essentiellement dans des environnements contrôlés, ne pouvant gérer la variabilité des conditions d'acquisition de la vie quotidienne. On parle surtout de :

- ***La pose :*** Concerne les différentes orientations du visage (frontal, 45 degrés, profil) qui donnent lieu à différentes images du visage.

- ***Présence ou absence des composantes structurales :*** La forme, la couleur et la taille de ces composantes peuvent varier considérablement selon leurs caractéristiques : moustache, barbe, lunettes, etc..
- ***Les occultations* :** Un visage peut être partiellement masqué par d'autres éléments, tels qu'un chapeau, un foulard, des cheveux longs, une main couvrant une partie du visage, ou dans le cas d'une photographie de groupe certains visages peuvent partiellement masquer d'autres.
- ***Les conditions d'illumination :*** Les caractéristiques de l'appareil d'acquisition d'images numériques, les caractéristiques de la source lumineuse (intensité, contenu spectral) ainsi que la répartition de l'éclairage peuvent altérer la zone du visage, conduisant parfois à une classification incorrecte des données d'entrée acquises à partir de la même personne. Par exemple, un éclairage local entraîne la création de zones d'ombre ou éclairées de manière non uniforme sur le visage.

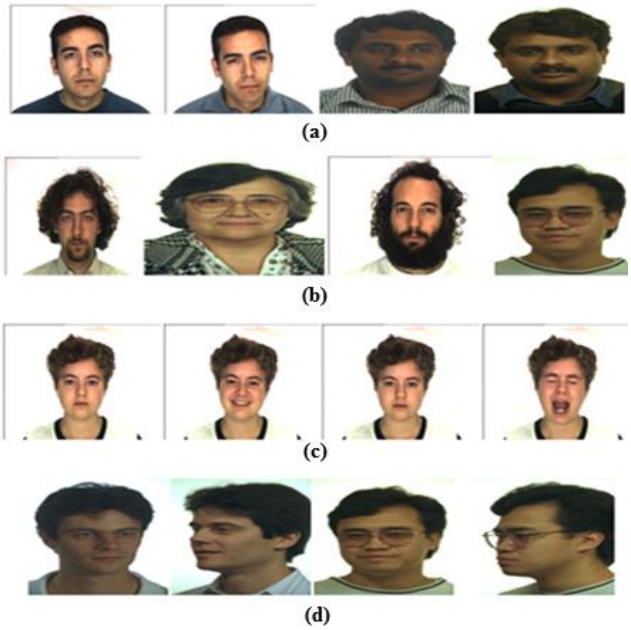


**Fig. 1. 20** – Exemples d'images faciales : Base de Données SFA.
(a)Variation d'illumination. (b) Composants structurels.
(c) Variation des expressions faciales. (d) Variation de pose.

## 8.2. Extraction des caractéristiques du visage

Cette étape est essentielle à toute procédure de reconnaissance faciale permettant de retrouver les caractéristiques distinctives de chaque visage stocké dans la base de données du système. Cela concerne les yeux, les sourcils, le nez, la bouche, les lèvres et les oreilles, etc. Pour ce faire, on peut employer une stratégie globale basée sur l'extraction de régions faciales entières. Au lieu de cela, une méthode de reconnaissance localisée est utilisée, et son principe de base est d'isoler uniquement des paramètres spécifiques des différentes régions du visage telles que les coins des yeux, la bouche et le nez.

### 8.3. Reconnaissance de visage

Ce module a pour rôle de se servir des paramètres du visage extraits précédemment dans le but de créer une signature numérique unique associée à la personne correspondante de la base de données. La dite signature numérique est également archivée dans une galerie appropriée. Lors d'une reconnaissance d'un visage, la signature numérique correspondante est obtenue et est mise en accord avec la signature la plus proche trouvée dans la base de données. Le mode de comparaison utilisé, vérification ou identification, définit le type de reconnaissance effectué comme illustré dans les figures 1.14 et 1.15.

## 9. Reconnaissance Faciale – Avantages et Inconvénients

La modalité du visage demeure attractive et est largement répandue en vertu des avantages suivants [61] :

- ***Vérifiable :*** aisément et par n'importe quel operateur. En plus du fait qu'elle peut constituer un excellent système automatique d'aide à la décision dans l'opération d'identification de personnes
- ***Acceptable :*** appréciable par les usagers car non contraignante et n'affecte en rien la confidentialité des personnes, le visage étant une partie apparente du corps.
- ***Cout bas du capteur :*** peu couteuse, les prix des capteurs d'images numériques étant très abordables.
- ***Non intrusive :*** l'utilisateur n'a qu'à rester immobile devant l'appareil photo pour que le visage soit capturé sans le moindre contact.
- ***Sécurité contre la fraude :*** joue un rôle important dans la prévention contre la fraude ou supposition de personne par quiconque.

La modalité du visage présente certains inconvénients qui réduisent sensiblement la qualité de la reconnaissance. On peut citer notamment :

- La variation d'éclairage: Ce problème a été adressé par un certain nombre d'algorithmes tels que ceux répertoriés dans les références. [61,62].
- Les variations de pose : Leur présence dans les images entraine une baisse considérable du taux de reconnaissance [63-66].
- Les expressions faciales : Modifient l'aspect du visage ce qui diminue le taux de reconnaissance. La tâche difficile de la reconnaissance avec expressions faciales relève toujours du domaine de la recherche [67, 68].
- Les occultations partielles: Quelques approches proposées pour traiter ce problème sont citées dans les références [69,70].
- La présence ou absence des composants structurels : Leur présence peut dissimuler les attributs fondamentaux du visage, altérant les capacités du système de reconnaissance.
- Le bruit introduit par le capteur : Qui apparait dans l'image de visage à cause d'une quelconque défaillance du capteur. Dans le cas d'une mauvaise focalisation de la caméra, par exemple, un flou apparait dans l'image acquise.

— Les vrais jumeaux : Il y a peu de chances que la vérification automatique des visages soit capable de reconnaître les différences extrêmement subtiles qui existent entre les vrais jumeaux lorsque les deux ont le même indicateur ADN.

## 10. Conclusion

Ce chapitre nous a permis de présenter de manière générale la technologie biométrique en termes de modalités, modes de fonctionnement et applications. Nous avons exploré les critères de choix d'un quelconque système biométrique comparativement à un autre, et présenté les mesures de leurs performances.

Néanmoins, nous avons mis l'accent principalement sur le système biométrique de reconnaissance faciale qui constitue le thème de cette thèse. Les différents modules constituant ce système ont été introduits. Les avantages et les défis inhérentes à la reconnaissance automatique de visages ont été également cités de manière détaillée. Finalement, l'état de l'art des techniques de détection et de reconnaissance de visage sera détaillé dans le chapitre suivant.

# 2

# Détection et Reconnaissance de Visage 2D

## 1. Introduction

L'une des caractéristiques biométriques les plus attrayantes et les plus fréquemment utilisées est le visage. De nombreuses analyses anthropologiques [71] confirment que les traits morphologiques distinctifs observés sur les différentes régions du visage désignées par les yeux, les sourcils et la bouche démontrent une bonne capacité de discrimination individuelle. De ce fait, les humains ont progressivement développé la capacité de reconnaître un grand nombre de visages, d'en mémoriser une grande variété et les distinguer. Un système de vision par ordinateur qui utilise la reconnaissance faciale tente d'égaler ou même de surpasser les capacités de perception visuelle humaine.

Dans la section suivante, nous présenterons un bref historique sur l'évolution des travaux concernant la reconnaissance faciale, lister brièvement les champs d'application de cette modalité biométrique, détailler l'architecture de base de n'importe quel système artificiel de reconnaissance de visages tout en décrivant son mode de fonctionnement. Par la suite, nous présenterons un état de l'art aussi exhaustif que possible concernant les techniques de détection et de reconnaissance de visages.

## 2. Historique

Les premiers travaux sur la reconnaissance faciale remontent aux années 1950 [72]. Leurs études d'intérêt concernaient la reconnaissance des différentes expressions faciales, l'interprétation des émotions et la perception des gestes. Depuis 1964 et 1965, Bledsoe et al [73] se sont intéressé à la reconnaissance des visages humains par ordinateurs. Leurs recherches ayant été financées par une agence de renseignement anonyme, peu de travaux ont été publiés. Plus tard, c'est au Stanford Research Institute que Bledsoe a mis en œuvre un système semi-automatique de reconnaissance faciale dans lequel certaines coordonnées de visage ont été sélectionnées manuellement par un opérateur humain, puis fournis aux ordinateurs pour les besoins de la reconnaissance. Il détailla les principaux problèmes auxquels l'opération de reconnaissance faciale doit faire face tels que ceux liés aux changements d'éclairage, à la rotation de la tête, aux expressions faciales et au vieillissement. Ces efforts ont abouti à l'extraction de plusieurs traits distinctifs du visage, notamment la taille des oreilles et la séparation entre les yeux [74]. Afin de reconnaître les visages à l'aide d'approches de classification de motifs, il a proposé un vecteur de 21 caractéristiques distinctives.

En 1973, Fischler et al [75] tentent d'extraire et de mesurer automatiquement les caractéristiques conformes à partir d'images faciales. L'identification et la mesure des caractéristiques du visage a été accomplie via l'utilisation d'un algorithme de correspondance locale pour la reconnaissance faciale sur la base d'un score d'ajustement global. Mais le premier à développer un système de reconnaissance faciale automatisé et complètement autonome fut Kenade en 1973 [76]. Le système qu'il avait conçu pouvait extraire automatiquement 16 paramètres faciaux presque aussi fidèlement qu'une extraction manuelle. Les scores d'identification correcte obtenus allaient de 45 à 75%.

Plus tard dans les années 1980, les recherches se sont poursuivi activement donnant lieu à un grand nombre d'approches. Affiner les mesures des caractéristiques pertinentes a fait l'objet de plusieurs travaux dont celui de Nixon [77] qui a suggéré une mesure géométrique de l'espacement des yeux. Plus tard, le modèle proposé a été amélioré à l'aide de méthodes telle que la théorie des modèles déformables. En outre, cette décennie a vu naitre les algorithmes de reconnaissance faciale basés sur les réseaux de neurones artificiels [78].

Les 1990 marquent le début de la reconnaissance faciale via le concept de *visages propres*, qui est à la base des premières applications commerciales. Depuis lors, la communauté scientifique a accordé une attention particulière à la technologie de reconnaissance faciale, permettant une augmentation notable du nombre de publications dans ce domaine.

## 3. Applications de la Reconnaissance de Visages

Les développements les plus significatifs dans le domaine de la reconnaissance faciale sont le fruit de travaux menés par des chercheurs relevant de spécialités différentes : le traitement d'image, l'intelligence artificielle, la robotique, la vision par ordinateur, la psychologie, etc. Ainsi donc, les applications de cette technologie biométrique touchent de nombreux domaines [79, 80] :

1. ***La sécurité :*** apporter un niveau de sécurité supérieur dans les lieux nécessitant un contrôle d'accès physique (bâtiments sécurisés, aéroports, ports maritimes, points de contrôle des frontières, etc.) et dans les systèmes d'information au contrôle d'accès logique (ordinateurs, réseaux informatiques, bases de données sensibles, e-commerce, guichets automatiques, téléphones mobiles, etc.).
2. ***La surveillance :*** recherche dans des endroits publics des criminels, des terroristes connus, des délinquants toxicomanes, des enfants disparus, des immigrants, facilitant ainsi le travail des autorités compétentes.
3. ***La vérification de l'identité :*** documents d'identité biométriques (carte nationale, permis de conduire, passeport), carte de sécurité sociale, etc.
4. D'autres alternatives à citer concernent l'indexation de la vidéo par visage, le filtrage des sites Web par critère de visage, les applications Facial Network qui permettent d'assembler tous les profils d'une personne sur les réseaux sociaux disponibles sur Internet, etc.

## 5. Architecture d'un Système de Reconnaissance de Visages

Un système de reconnaissance faciale est constitué de deux modules principaux, le module d'apprentissage (enrôlement) et le module de reconnaissance. Le premier est inspiré du système visuel humain qui est capable de distinguer une personne grâce à son visage après avoir préalablement associé et mémorisé son allure avec son identité. Cette opération appelée apprentissage, s'effectue naturellement chez les êtres humains d'une manière évolutive. Elle doit être intégrée dans un système artificiel de reconnaissance de visages et effectuée d'une manière supervisée [55,56] et [81,82]. Le module de reconnaissance a pour finalité d'identifier ou vérifier l'identité d'une personne via un processus de classification ou comparaison.

Le module d'enrôlement suit le même principe quel que soit le mode de fonctionnement de l'application (vérification ou identification). Son traitement hors ligne le libère de toute contrainte temporelle. En revanche, la méthode de classification du module de reconnaissance s'effectue en ligne et tient compte de l'application envisagée. Les étapes de traitement à parcourir séquentiellement dans ces deux modules sont illustrées dans la figure 2.1. Les phases 1 à 4 sont communes aux deux modules.

### 1. Acquisition d'image (vidéo)

C'est la première étape dans le processus des deux modules qui sert à capturer la scène contenant un visage à l'aide d'un capteur d'image (vidéo) et la transférer vers l'unité de traitement. Un choix judicieux du capteur d'acquisition aide à fournir des images claires, sans bruit et de haute qualité facilitant ainsi le processus de reconnaissance.

### 2. Prétraitement

La qualité de l'mage (vidéo) acquise est examinée en vue d'un éventuel prétraitement avant toute opération de reconnaissance. Il peut s'agir d'une procédure de réduction du bruit, de restauration, de rehaussement de contraste ou de contours. Pour ce, les techniques de traitement d'images sont bien adaptées à ces types de traitement.

### 3. Détection de visage

Tente de déterminer si un visage est présent ou absent dans l'image acquise. Dans le cas de présence d'un visage, celui-ci est extrait après localisation de son emplacement. Le processus de détection est d'autant plus délicat que l'image contient plusieurs objets de visage. L'efficacité de l'algorithme de détection a un impact direct sur la fiabilité et la robustesse du système.

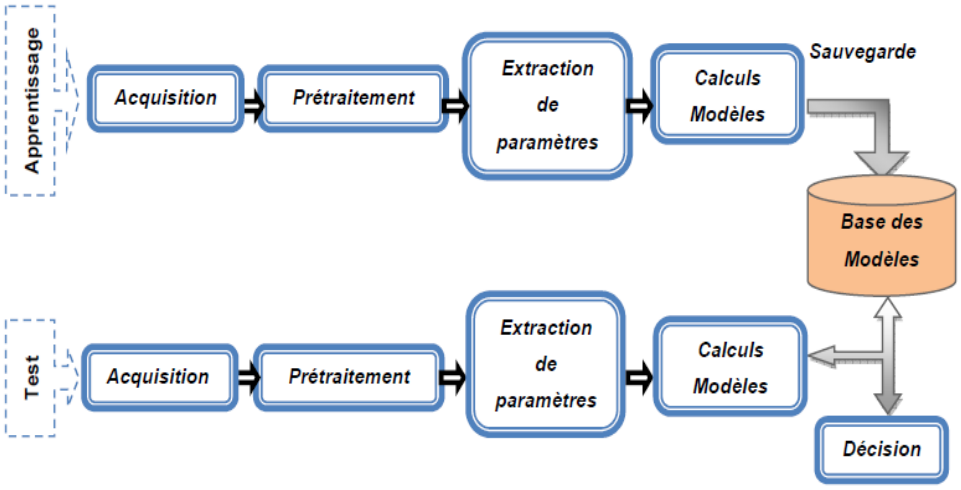


**Fig.2. 1** — Schéma synoptique d'un système de reconnaissance faciale.

## 4. Extraction des caractéristiques

Etape primordiale qui affecte les performances de l'ensemble du système. C'est une opération d'indexation ou de modélisation qui assure l'extraction des informations les plus importantes d'une image faciale, permettant de modéliser le visage d'une personne à l'aide d'un vecteur caractéristique (vecteur signature) qui la caractérise de manière unique. Tous les vecteurs extraits, correspondant aux personnes discernés du système sont conservés dans une galerie de référence. Une méthode judicieuse d'extraction de ces vecteurs est la clé à une classification efficace opérée en s'appuyant sur leurs valeurs. Les vecteurs caractéristiques doivent justifier les propriétés suivantes :

- *La discrimination* : les signatures numériques de deux personnes différentes ne peuvent être similaires.
- *La robustesse* : la signature d'une personne donnée est invariante avec le changement des conditions d'acquisition.
- *La Taille réduite* : minimiser la taille des vecteurs en ciblant les mesures pertinentes permet de réduire la complexité du système.
- *Un temps d'extraction faible* : surtout dans le module de reconnaissance qui fonctionne en ligne.

## 5. Classification ou comparaison

Cette étape est propre au module de reconnaissance et peut s'exécuter selon deux modes. Dans le cas de vérification d'identité, la signature numérique de la personne à reconnaître est soumise à une comparaison avec celle de référence de la personne appartenant à la base de données. En cas d'identification, toutes les références de signature de la galerie sont utilisées pour la comparaison.

## 6. Décision

Le résultat des comparaisons effectuées dans l'étape précédente va renseigner sur le taux de similitude entre les paramètres extraits et le(s) modèle sauvegardés. Il s'agit d'un

score dont la valeur permet une prise de décision finale concernant l'identité de la personne à reconnaître.

# 6. Détection de Visages

Les performances de n'importe quel système de reconnaissance faciale sont directement impactées par la qualité de la détection de visage. Dans ce contexte, la littérature exhibe un nombre considérable de méthodes basées sur divers critères, tels que la couleur de la peau, la forme de la tête ou l'apparence du visage. Certaines approches sont capables de combiner deux ou plusieurs de ces caractéristiques. Les méthodes de détection peuvent être classées selon quatre catégories principales [83–95].

## 6.1. Approches basées sur les connaissances acquises

Ces techniques sont principalement destinées à localiser le visage à l'aide de ses signes distinctifs, tels que la bouche, le nez et les yeux. Par exemple, la localisation des différents contours du visage dans [93] s'est appuyée sur la méthode de projection proposée par Kanade [94]. Les projections horizontale et verticale d'une image de visage sont calculées conformément à l'équation (2.1) :

$$H(x) = \sum_{y=1}^{N} I(x,y) \quad \text{et} \quad V(x) = \sum_{x=1}^{M} I(x,y) \tag{2.1}$$

I(x,y) est l'intensité de l'image **I** (M×N) à la position (x,y). Les deux minima locaux du profil horizontal correspondent alors aux bords gauche et droit du visage. Les minima locaux du profil vertical définissent quant à eux les positions de la bouche, du nez et des yeux.

Les modifications des caractéristiques du visage en fonction de la résolution d'une image faciale ont été examinées par Yang et Huang [95]. Ils ont constaté que les traits macroscopiques disparaissent lorsque l'image est diminuée progressivement soit par sous-échantillonnage soit par moyenne, créant une région uniforme du visage. A partir de quoi, ils ont pu développer une méthode hiérarchique de détection de visages dont la règle est de commencer avec une image de basse résolution. Ensuite, un groupe de candidats faciaux est choisi par le biais de critères de recherche de régions uniformes. Les visages candidats sont alors analysés pour la recherche de caractéristiques saillantes en calculant des minima locaux à des résolutions plus élevées. La minimisation du temps de calcul en manipulant les images sous-échantillonnées est une caractéristique captivante de cette technique. Cependant, elle produit un faible taux de détection et un nombre important de faux positifs, sans parler de son incapacité à détecter le visage lorsque celui-ci s'avère dans un arrière-plan compliqué.

## 6.2. Approches basées sur la correspondance de modèle

Le principe de la correspondance de modèle (template matching) est de déterminer la corrélation entre l'image faciale candidate et le modèle sélectionné. Les modèles peuvent être créés manuellement ou automatiquement à l'aide de fonctions mathématiques. Les changements de luminosité et d'échelle limitent considérablement la robustesse de ces méthodes.

Ce problème de robustesse a été adressé par de nombreux chercheurs. Par exemple, l'auteur dans [96,97] utilise une collection d'invariants aux changements d'éclairage pour décrire le modèle du visage à l'aide d'un algorithme qui calcule les rapports de luminosité entre les régions faciales (par exemple, la zone 1 est-elle plus claire ou plus sombre que la zone 2).

Un modèle prédéfini composé de 16 régions entre lesquelles des relations sont établies est présenté à la figure 2.2. Chaque flèche indique une relation entre deux régions. Si le rendement entre les intensités correspondantes dépasse un seuil prédéterminé, une relation est vérifiée. Lorsque le nombre d'affirmations de relations prédominantes dépasse un certain seuil, le visage est localisé.

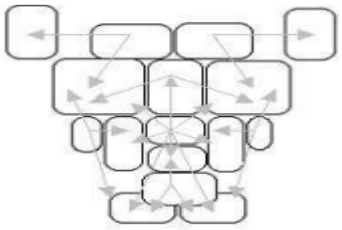

**Fig.2. 2 —** Modèle déformable de visage formé de 16 régions (les rectangles) associées à 23 relations (flèches) [96].

Un modèle paramétrique déformable est utilisé dans l'étude de [98] pour décrire les caractéristiques faciales. Pour le meilleur ajustement du modèle d'élasticité, une fonction d'énergie est minimisée permettant d'aligner les contours, les sommets et les vallées en entrée avec les paramètres du modèle correspondant dans la galerie. Les résultats obtenus sont favorables au des caractéristiques non rigides. Le principal inconvénient est la nécessité d'initialiser le modèle déformable à proximité de l'objet d'intérêt.

Une autre variante de ces approches est celle décrite dans [99]. Elle associe le principe des projections horizontales et verticales proposé dans [94] au calcul des pics de gradients et leurs directions respectives afin de décrire les régions caractéristiques du visage. L'utilisation du gradient a pour but de limiter la fenêtre de recherche des caractéristiques. Un exemple de modèle utilisé est celui affiché sur la figure 2.3.

**Fig.2. 3 —** Exemple de régions caractéristiques décrites par le modèle.

## 6.3. Approches basées sur l'apparence

Ces approches examinent la détection d'un visage comme un problème de classification (visage, non-visage), et proposent l'application de techniques d'apprentissage automatique pour le résoudre.

L'approche la plus populaire est celle qui fait usage des *visages propres* [100]. L'idée est de projeter l'image du visage dans un espace et de déterminer la distance euclidienne entre l'image et sa projection. Les résultats obtenus sont encourageants, mais le temps de calcul demeure emblématique.

Le paradigme dans [101] introduit la détection via la catégorisation par réseaux de neurones. La méthode comporte une étape de localisation du visage à l'aide de réseau de neurones, et une autre pour vérifier les résultats. L'égalisation d'histogramme est appliquée comme prétraitement et l'analyse multirésolution est utilisée pour effectuer la détection à différentes échelles. Par la suite, des améliorations ont été introduites pour faciliter la détection des visages ayant subi des rotations dans le plan à différentes échelles. L'avantage des réseaux de neurones est leur résistance au bruit. En contrepartie, la complexité de leur structure altère les performances du système. D'autres variantes ont été proposées comme celle faisant usage des réseaux de neurones convolutionnels multicouches [102].

L'analyse multirésolution de la transformée en ondelette discrète (TOD) trouve son application dans la détection de visage dans [103]. Les statistiques de produits d'histogrammes à différentes échelles de décomposition assurent une catégorisation non linéaire des visages ou non visages.

## 6.4. Approches basées sur des paramètres invariants

Ces approches sont principalement utilisées pour localiser les visages en décelant les caractéristiques structurelles qui demeurent constantes indépendamment des changements de posture ou d'éclairage. Il est possible de distinguer deux catégories de techniques : celles basées sur les traits du visage et celles basées sur la carnation.

### 1. Méthodes basées sur les caractéristiques du visage

Ces algorithmes visent la localisation des cinq caractéristiques désignant : *deux yeux, deux narines* et *la jonction nez / lèvre*. Le balayage de l'ensemble du visage de haut en bas, à partir d'une position préliminaire du haut du visage, permet de retrouver progressivement les caractéristiques visées par l'opération de détection en utilisant un modèle facial flexible. Malgré leur efficacité à repérer les caractéristiques faciales de différentes ethnicités, ces méthodes semblent imprécises lorsqu'une personne porte des lunettes ou ses cheveux dissimulent son front.

### 2. Méthodes basées sur L'analyse de la couleur de la peau

Techniques efficaces et rapides qui minimisent la zone de recherche dans la région du visage [105, 108]. L'avantage est que la couleur de la peau est une donnée fiable vis-à-vis des rotations, des changements d'échelle et des occultations partielles, sans parler d'une possible détection des pixels de peau dans différents espaces colorimétriques.

Dans ce qui suit, nous allons considérer trois catégories de démarches pour la classification de la couleur de peau [104-112] : explicites, non paramétriques et paramétriques.

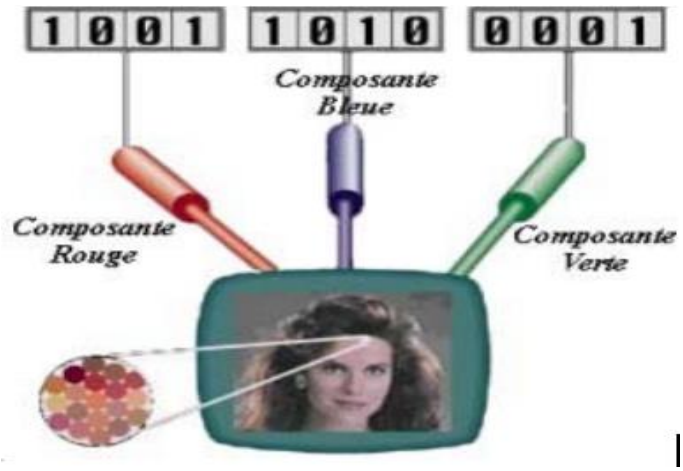


**Fig.2. 4 —** Exemple de combinaison RGB de la couleur de peau.

### a. Méthodes explicites

Détectent les pixels de peau dans un environnement contrôlé par le biais de règles de décision statistiques et/ou empiriques [104]. Elles sont dites explicites car les limites de la région de la peau sont clairement définies par la classification dans chaque espace colorimétrique utilisé. L'efficacité de ces méthodes simples et faciles à mettre en œuvre dépend à la fois de la combinaison colorimétrique utilisée et de la résolution adoptée.

A titre d'exemple, l'étude dans [105,106] propose un seuillage de la peau humaine dans l'espace colorimétrique **RGB** selon les règles suivantes :

$$\begin{aligned} & R > 95 \text{ et } G > 40 \text{ et } B > 20 \\ \text{Et} \quad & \max\{R, G, B\} - \min\{R, G, B\} > 15 \\ \text{Et} \quad & \text{abs}(R-G) > 15 \text{ et } R > G \text{ et } R > B \end{aligned} \tag{2.2}$$

Un autre modèle de segmentation de la couleur de peau avec l'espace **YCrCb** suggère les régions de peau dans les deux plans chromatiques **CbCr** conformément aux règles exprimées par la relation (2.3). Le placement des pixels de peau dans ces zones est rendu possible grâce à l'utilisation de la base de données faciale ECU.

$$DCb = (77, 127) \text{ et } DCr = (133, 173) \tag{2.3}$$

### b. Méthodes non paramétriques

La distribution de la couleur de la peau dans un espace colorimétrique est représentée avec les histogrammes 2D et 3D. Il est possible de distinguer un grand nombre d'objets dans une tâche de reconnaissance grâce à la robustesse de ces histogrammes vis-à-vis des occultations et des changements de pose [108].

Ces méthodes fonctionnent selon les étapes suivantes :

1. Construire les histogrammes de couleur de peau et non peau dans l'espace colorimétrique sélectionné.
2. Déterminer la probabilité conditionnelle des stimuli de couleur peau et non peau.

3. Utiliser la règle de Bayes pour déterminer la probabilité d'appartenance d'un pixel à la classe peau : obtention d'un tableau de répartition de la couleur de peau.
4. La classification permettant l'extraction des régions de peau s'effectue selon un processus de seuillage de la carte de distribution, dont le seuil est calculé à partir de la relation reliant les détections approuvables et erronées.

#### c. Méthodes paramétriques

Elles sont basées sur le principe du modèle gaussien simple, multiple ou combiné. Bien que présentant certains avantages dont le gain en espace mémoire, elles traitent chaque pixel individuellement ce qui les rend lents. Leur faible taux de détection est dû à l'utilisation de paramètres approchés, en outre le problème de définition des hypothèses initiales [111].

## 7. Reconnaissance de Visage 2D

Nombreuses sont les méthodes de reconnaissance de visages 2D qui ont été proposées au cours des 30 dernières années. Dans le cadre de cette thèse, seuls sont les systèmes de reconnaissance faciale basés sur les images fixes 2D qui vont accaparer notre attention dans les sections suivantes.

Trois grandes catégories d'approches peuvent décrire ces systèmes : les approches holistiques ou globales, les approches locales et les approches hybrides [79] [113-1118].

### 7.1. Approches globales

Dites globales car elles mettent en valeur l'apparence globale du visage ; celui-ci est alors traité comme un tout. Le but est de réduire l'espace de représentation du visage par une matrice de valeurs de pixels de taille très grande à un vecteur de taille très réduite. Ceci est obtenu par la projection de l'image du visage, préalablement vectorisée, dans un nouvel sous-espace de plus faible dimension. Seules les informations pertinentes sont extraites permettant d'avoir des taux de reconnaissance raisonnables [119-125]. On distingue les techniques linéaires et les techniques non linéaires.

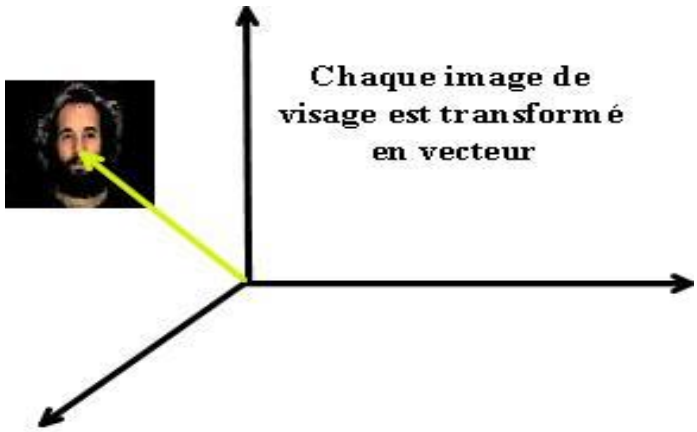


**Fig.2. 5 —** Principe des méthodes de reconnaissance 2D globales.

## 1. Techniques linéaires

### a. Méthode des visages propres ou ACP

C'est l'une des méthodes les plus fréquemment employées pour représenter intégralement le visage [94, 126-127] en se servant du principe mathématique acquis pour l'analyse de données asymétriques, intitulé Analyse en Composantes Principales (ACP ou PCA pour Principal Component Analysis).

L'ACP, couramment nommée *Eigenfaces* (Visages propres), commence par la transformation d'images bidimensionnelles de visages en vecteurs par chaînage des lignes (ou colonnes) de l'image. Dans l'étape qui suit, on spécifie les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par tous les vecteurs résultants. Les principaux vecteurs propres ou les visages propres sont les axes principaux du nouvel espace. Les coefficients de projection du vecteur associé à chaque image de visage dans ce nouvel espace fournissent un vecteur caractéristique de ce visage utilisé par la suite dans la classification ou la comparaison.

### b. Méthode Fisherfaces ou ADL de Fisher

Le facteur de discrimination entre les classes faciales ne peut pas être optimisé par l'ACP. Dans l'étude de Belhumeur et al. [128], ce problème est résolu par l'utilisation de l'analyse discriminante linéaire de Fischer (ADL de Fisher ou FLDA) qui élabore une nouvelle approche nommée *Fichersfaces*. Son objectif est de trouver un espace de projection (Espace des FisherFaces) qui minimise les variations entre les visages d'un même sujet (même classe) et maximise les variations entre les visages de sujets différents (classes distinctes) pour garantir une bonne segmentation des classes.

Les performances des Fisherfaces ne surpassent celles des Eigenfaces que dans le cas où plusieurs exemples d'apprentissage par personne sont disponibles, sinon elles sont plus faibles [129]. Plusieurs alternatives pour remédier aux problèmes rencontrés par les Fisherfaces existent notamment celles proposées dans [131-135].

### c. Analyse en Composantes Indépendantes, ACI

L'analyse en composantes indépendantes (ACI ou ICA pour Independent Component Analysis) est une généralisation de l'ACP qui utilise des statistiques d'ordre supérieur dans le but de produire une représentation plus puissante [136-138].

L'ACI observe les images de visage comme une combinaison linéaire et indépendante de sources. Ainsi, l'ACI tente de retrouver, à partir de ces images de visages références, une estimation de la matrice des sources. Celles-ci sont des images de base statistiquement indépendantes. Les coefficients de la combinaison linéaire qui forme chaque image faciale constituent son vecteur caractéristique.

### d. Transformée de Cosinus Discrète

L'utilisation de la transformée cosinus discrète 2D ou la 2-DCT (DCT pour Discrete Cosine Transform) a permis de réduire les effets des changements de pose, de taille et d'alignement des visages [136-138]. La 2-DCT favorise un tri actif du total des données de l'image et en élimine certaines où l'œil humain perçoit à peine des différences, en passant d'une représentation spatiales en une représentation équivalente dans le domaine fréquentiel [139-144]. Cela se traduit par la suppression des hautes fréquences de l'image tout en conservant les données importantes représentées par les basses fréquences.
La 2-DCT connexe a été utilisée pour les besoins d'extraction des signatures dans la reconnaissance de visages (Fig. 2.6), en subdivisant chaque image faciale originale en blocs de N×N pixels et en appliquant le 2-DCT à chaque bloc séparément [141].

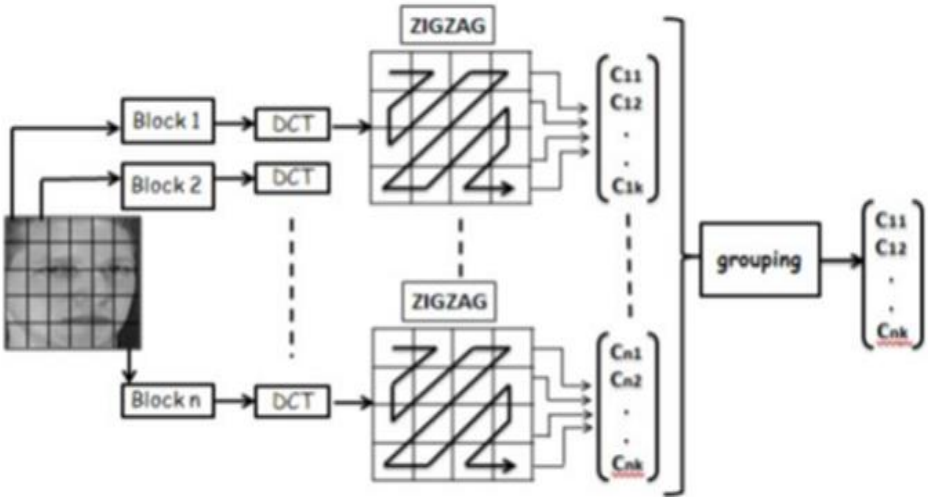


**Fig.2. 6 —** Extraction des caractéristiques du visage par DCT.

## 2. Representations multi-échelles

Les transformations multi-échelles ont prouvé leur efficacité pour l'analyse du contenu informationnel des images. A cet effet, diverses approches ont été proposées telles que les ondelettes discrètes [145-153], les trames d'ondelettes (framelets) [154-165] et la pyramide Laplacienne [166-171].

### a. Transformée en ondelette discrète 2D

La transformée de Fourier (TF) n'est pas l'outil adapté pour l'analyse des signaux non stationnaires et est incapable de décrire l'évolution temporelle des signaux. En revanche, la transformée en ondelettes s'harmonise avec les fréquences du signal à analyser et donne lieu à une représentation multi-échelles qui met en valeur de manière ponctuelle les informations temporelles/spatiales et fréquentielles à différentes résolutions.

- ***Transformée en ondelettes continue* (TOC)**

Une base d'ondelettes est un ensemble de fonctions $\varphi_{ab}$ déduites par translations et dilatations d'une fonction générique $\varphi$ appelée ondelette mère, telles que :

$$\varphi_{a\,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) \tag{2.4}$$

$b$ : facteur de *translation* ;

$a$ : facteur d'*échelle* ;

$\frac{1}{\sqrt{a}}$ : facteur de normalization.

La TOC unidimensionnelle, $C(a,b)$, est obtenue par décomposition d'un signal $x(t)$ sur la base des fonctions, $\varphi_{ab}$, telle que :

$$C(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\varphi\left(\frac{t-b}{a}\right)dt \tag{2.5}$$

L'expression (2.5) génère une représentation du signal fréquentielle, continue et redondante, qui peut être étudiée à chaque instant $t$ et à des niveaux de résolutions quelconques et irrégulières.

- ***Transformée en ondelettes discrète et analyse multirésolution***

La transformée en ondelettes discrète (TOD) apporte des solutions au problème de corrélation des données créées par la TOC avec des moyens de calculs minimes.

L'analyse multirésolution, introduite par S. Mallat, est l'une des approches d'une analyse en ondelettes discrète dans laquelle les facteurs d'échelle et de translation prennent des valeurs discrètes et dyadiques de sorte que chaque signal de $\mathbf{L}_2$ peut être exprimé par un enchainement d'approximations et de détails à des échelles différentes dont le rapport est égal à 2. Ce type de décomposition aboutit à une procédure générale qui contribue à la reconstruction du signal avec préservation de l'ensemble de ses échantillons. Dans ce cas les facteurs d'échelle et de translation prennent les valeurs particulières :

$$a = 2^j \;;\quad b = k.\,2^j \qquad k,\ j \in \mathbf{Z} \tag{2.6}$$

- ***Transformée en ondelettes discrète 2D***

La TOD-2D est importante pour l'étude des signaux bidimensionnels tels que les images numériques. Elle peut être déduite de la TOD unidimensionnelle en adoptant le principe de séparation des variables. L'algorithme général de décomposition d'une image selon l'analyse multirésoluiton est révélé sur la figure 2.7. L'approximation à la résolution $2^j$ s'effectue par simple convolution de l'approximation à la résolution $2^{j+1}$ avec un filtre discret $h$ défini tel que:

$$h(n) = \tfrac{1}{2}\left\langle \phi(\tfrac{t}{2}), \phi(t-n) \right\rangle \qquad h(n) = h(-n) \tag{2.7}$$

et

$$\mathbf{H}(0) = 1 \qquad \left|\mathbf{H}(f)\right|^2 + \left|\mathbf{H}(f+\tfrac{1}{2})\right|^2 = 1 \tag{2.8}$$

$\Phi(t)$ est appelée fonction d'échelle, telle que pour tout $j \in \mathbf{Z}$ $\phi_{2^j}(t) = 2^j \phi(2^j t)$

Similairement, les coefficients détails ($D_j$) se calculent par simple convolution avec le filtre discret *g* défini tel que:

$$g(n) = (-1)^{1-n} h(1-n)$$
$$g(n) = g(-n) \tag{2.9}$$

et

$$G(f) = e^{-i2\pi f} \mathbf{H}(f + \tfrac{1}{2})$$
$$\left|G(f)\right|^2 + \left|G(f + \tfrac{1}{2})\right|^2 = 1 \tag{2.10}$$

Les filtres *h* et *g* sont appelés filtres miroirs conjugués.

La reconstruction d'une image selon l'analyse multirésoluiton s'effectue aisément avec l'algorithme illustré sur la figure 2.8. L'analyse multirésolution d'une image peut être commentée comme la décomposition sur un ensemble de voies fréquentielles avec des orientations spatiales privilégiées, puisqu'elle fournit à chaque échelle les quatre sous-images suivantes (Fig.2.9) :

- Approximation ou Sou-bande de basse résolution : LL
- Sous-bande de détails horizontaux : LH
- Sous-bande de détails verticaux : HL
- Sous-bande de détails diagonaux : HH

La littérature comporte diverses techniques touchant au système de reconnaissance faciale via la TOD. Par exemple, [150] propose une méthode d'analyse par la TOD et L'ACP avec la base de données de visages FERET. Une autre approche [151] fondée sur la TOD, l'ondelette de Gabor et l'algorithme SURF (Speeded-Up Robust Features) est appliquée aux images des sous-bandes pour tirer les paramètres caractéristiques. Dans [152] on trouve une nouvelle technique bâtie sur l'ondelette de Chebyshev qui a pour objectif d'améliorer la qualité des images de visage. Une approche de fusion multiresolution [153] (MDCT pour Multi-Resolution Discrete Cosine Transform) détecte les principales caractéristiques faciales, les caractéristiques locales et globales à l'aide de l'extraction du modèle binaire local et de l'ACP, et applique par la suite une classification par réseaux de neurones artificiels.

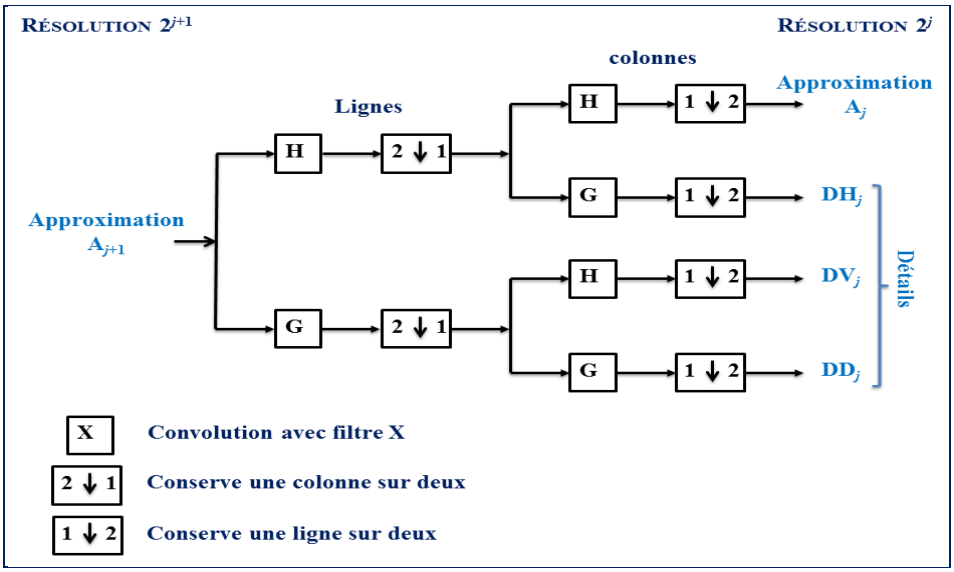


**Fig.2. 7**— TOD-2D : Un niveau de décomposition d'une image.

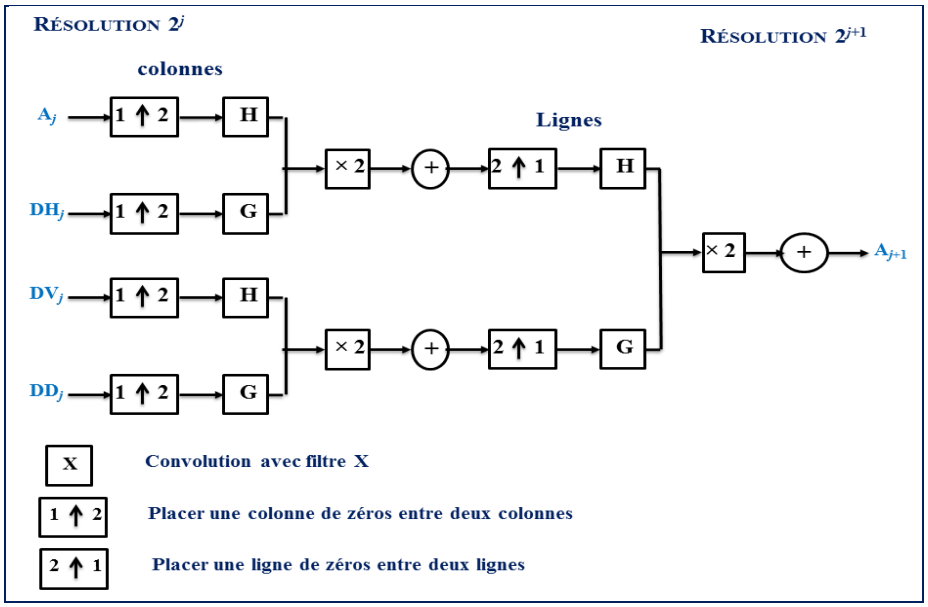


**Fig.2. 8**— TOD-2D : Un niveau de reconstruction d'une image [145].

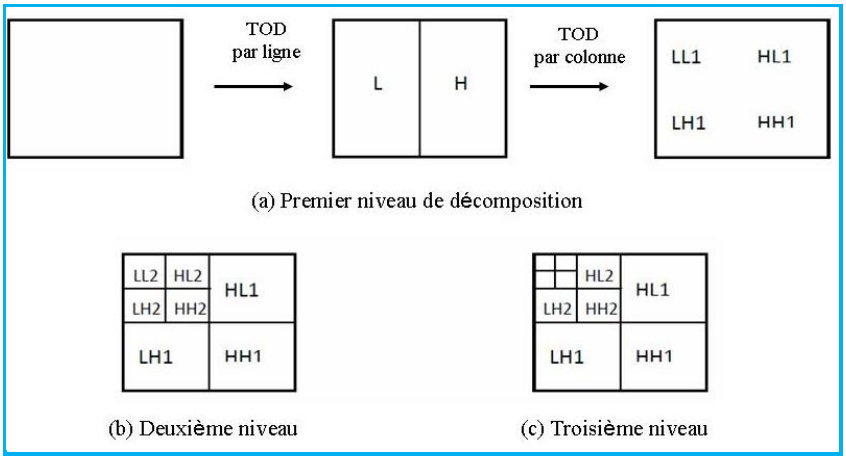


**Fig.2. 9** — Représentation de la TOD d'une image.

### b. Trames d'ondelettes ou Framelets

Les trames d'ondelette, couramment appelées framelets, ont été développées pour pallier aux inconvénients des ondelettes orthogonales [154-165]. Elles possèdent des propriétés souhaitables en codage d'un signal qui peuvent être exploitées dans d'autres applications de traitement d'image ou de vision par ordinateur.

La famille de fonctions $\psi_{mn}$ (m,n ∈ **Z**) est une trame, s'il existe deux nombres positives *A* et *B* tels que pour tout $f \in \mathbf{L}_2(\mathbf{R})$ on a (Daubechies, 1992) :

$$A\,\|f\|^2 \leq \sum_{m,n}|\langle f,\psi_{mn}\rangle|^2 \leq B\,\|f\|^2 \qquad (2.11)$$

*A* et *B* sont appelés les bornes de la trame. Si *A* = *B* on parle de trame ajustée ou serrée.

La méthode la plus exploitée pour construire une trame d'ondelette 2D consiste à utiliser un banc de filtres sur-échantillonné à trois bandes composé d'un filtre passe-bas et de deux filtres passe-haut comme montré dans la figure 2.10.

La différence essentielle entre la transformation en ondelette et les trames d'ondelettes est que, dans le cas des trames, chaque étape de décomposition est constituée de deux filtres passe-haut. Les trames d'ondelette ont permis d'obtenir une meilleure reconstruction des signaux comparée à l'analyse multirésolution classique. Cependant, les trames présentent l'inconvénient du non découpage en sous-bandes.

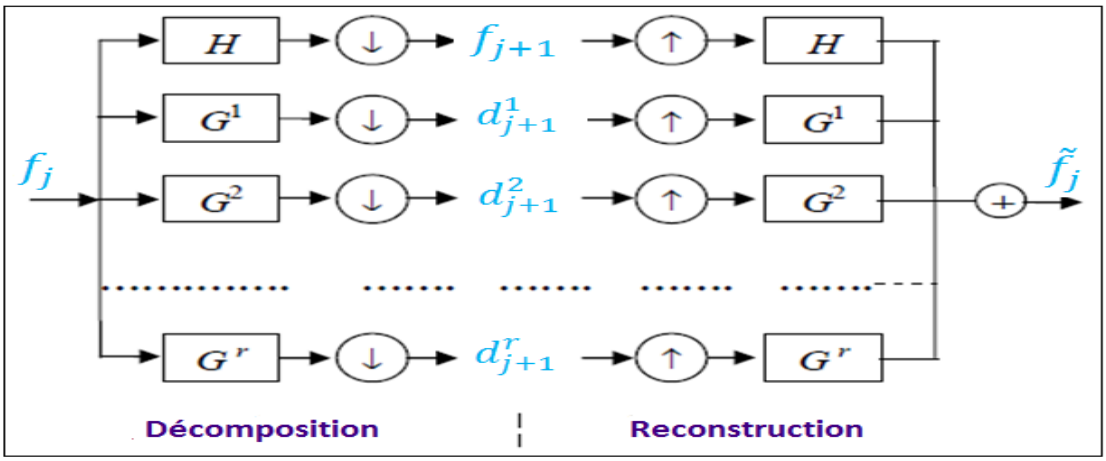


**Fig.2. 10 —** Analyse d'un signal 2D par trames d'ondelettes discrètes [156].

### c. Laplacien pyramidal

La représentation pyramidale introduite par Burt et Adelson sert à décomposer l'image originale en sous-images gaussiennes avec différentes résolutions spatiales, grâce à un filtrage passe-bas récursif. La pyramide laplacienne est dérivée de la pyramide gaussienne donnant lieu à une décomposition en deux étapes :

— Décomposition de la pyramide gaussienne ;

— Passage de la pyramide gaussienne à la pyramide laplacienne.

- ***Pyramide gaussienne***

Elle est générée à partir d'une image initiale par une suite de filtres passe-bas moyens pondérés appliqués chaque fois à l'image résultante, conformément aux relations (2.8) et (2.9). La séquence d'images générée $g_0, g_1, \ldots, g_n$ est appelée *pyramide gaussienne*.

Pour chaque pixel à la position $(i,j)$ la procédure *REDUSE* engendre la pyramide gaussienne d'après la formule suivante :

$$g_k = REDUCE(g_{k-1}) \tag{2.12}$$

$$g_k(i,j) = \sum_{m=-2}^{2} \sum_{n=-2}^{2} W(m,n)\, g_{k-1}\,(2i+m, 2j+n) \tag{2.13}$$

$k$ est le niveau d'une pyramide. La convolution avec le noyau $W$ est effectuée sur une fenêtre de taille 5×5 centrée sur le pixel $(i,j)$. Une représentation graphique de ce processus à une dimension est montrée sur la figure 2.11.

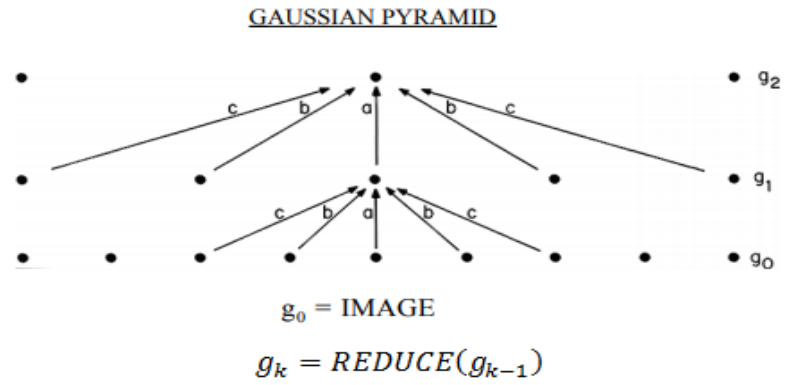


**Fig.2. 11** — Représentation graphique unidimensionnelle d'une pyramide gaussienne [166].

Burt et Adelson [166] ont imposé certaines contraintes au noyau $W$ qui sont :

— ***La séparabilité:*** pour réduire le coût de calcul à deux dimensions.

$$W(m,n) = w(m)\, w(n) \tag{2.14}$$

— ***La normalisation :*** porte sur le noyau monodimensionnel $w$ afin de préserver la moyenne des niveaux de gris.

$$\sum_{n=-2}^{2} w(n) = 1 \tag{2.15}$$

— ***La symétrie :*** du noyau $w$ pour garantir une réponse impulsionnelle réelle.

$$w(-i) = w(i) \tag{2,16}$$

— ***L'équicontribution :*** chaque point de l'image à un niveau donné doit contribuer de la même façon aux nœuds du niveau successeur de la pyramide.

$$\sum_{n\ paire} w(n) = \sum_{m\ impaire} w(m) \tag{2.17}$$

— ***L'unimodalité :*** la réponse impulsionnelle doit être unimodale pour mieux approcher un filtre gaussien. Ceci assure d'éviter les faux contours lors d'une détection de contours. En prenant $w(0) = a$, on peut exprimer les coefficients du filtre monodimensionnel comme suit :

$$w(0) = a$$
$$w(-1) = w(1) = \frac{1}{4} \tag{2.18}$$
$$w(-2) = w(2) = \frac{1}{4} - \frac{1}{2} * a$$

Le paramètre $a$ est choisi de façon à ce que la condition d'unimodalité se réalise au mieux (Fig. 2.12). Par exemple, pour $a$ = 0.4, le noyau de pondération approche une gaussienne, et pour $a$ = 0.3 il donne une fonction triangulaire.

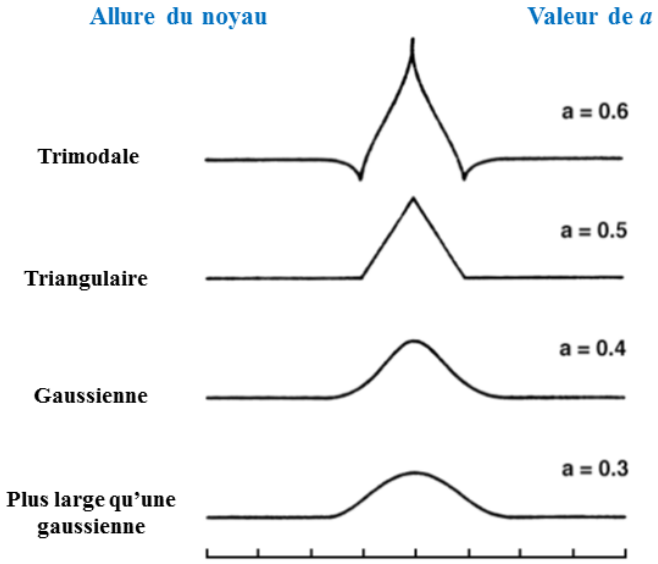


**Fig.2. 12** — Allure du noyau de pondération en fonction du paramètre **a**.

- ***Pyramide laplacienne***

La pyramide laplacienne est construite à l'aide des deux fonctions EXPAND et DIFFERENCE définies ci-dessous. La pyramide laplacienne peut s'interpréter comme une pyramide d'images renfermant les détails en passant d'une résolution à une autre.

$$g'_k = \text{EXPAND}\,(g_{k+1}) \quad \text{et} \quad L_k = \text{DIFFERENCE}(g_k, g'_k) \tag{2.19}$$

$$g'_0 = 4 \sum_{m=-2}^{2} \sum_{n=-2}^{2} w(m,n)\, g_1\left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2}\right) \tag{2.20}$$

Seuls les termes pour lesquels $\left(\frac{i-m}{2}\right)$ et $\left(\frac{j-n}{2}\right)$ sont entiers, sont pris en considération à l'intérieur de la somme. L'image $L_k$ correspond à la valeur absolue de la différence entre les deux images $g_k$ et $g'_k$.

## 3. Techniques non linéaires

L'utilisation de procédures globales non linéaires conduit fréquemment à l'utilisation de techniques linéaires. Ainsi, l'ACP avec noyaux ou Kernel-PCA et l'ADL avec noyaux ou Kernel-LDA utilisent le concept mathématique de noyaux pour étendre les approches linéaires ACP et LDA.

L'utilisation de ces méthodes assure entre autre :

- ✓ de réduire la dimension des images,
- ✓ d'améliorer les taux de reconnaissance,
- ✓ de se servir des représentations faciales connexes qui sont généralement moins sensibles aux changements d'apparence que les caractéristiques globales.

Contrairement aux méthodes linéaires, elles sont trop flexibles pour être robustes à l'ajout de nouvelles données.

### a. Approches locales

Elles utilisent des attributs faciaux locaux pour la reconnaissance de sorte que le visage est représenté par un ensemble de vecteurs signatures de dimensions faibles à la place d'un seul vecteur de grande dimension. Elles sont divisées en deux catégories.

#### *i. Méthodes basées sur les caractéristiques locales*

Le but est d'identifier des points les plus importants du visage qui se situent sur les bords de traits distinctifs comme les yeux, le nez, la bouche et les sourcils. Grâce à des méthodes géométriques ou graphiques, un modèle de visage peut alors être construit à partir des points décelés.

- ***Approches géométriques***

Elles consistent à déterminer les positions relatives des coins de la bouche, des yeux, du nez et du menton (Fig. 2.13). Ces stratégies ont des coûts de stockage très faibles par rapport à d'autres.

La littérature compte plusieurs techniques géométriques qui se distinguent entre elles par le nombre de point et les positions détectés [172,173]. Ces méthodes sont encore très limitées. Le problème est que les caractéristiques géométriques seules sont insuffisantes pour représenter un visage, tandis que d'autres détails utiles comme les niveaux de gris de l'image ne sont pas du tout utilisés. En outre, il peut être difficile voire impossible d'extraire les paramètres, notamment dans les cas complexes d'éclairage fluctuant, de présence d'occultations, etc.

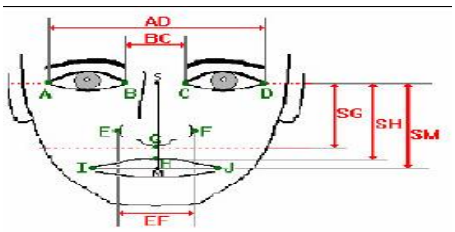


**Fig.2. 13 —** Modèle géométrique de visage.

- ***Approches basées sur les Graphes***

Dans ce cas, l'image faciale est représentée par un graphe constitué d'un ensemble de nœuds reliés par des arêtes. Ces nœuds peuvent être des points d'une grille régulière virtuelle déposée sur le visage (fig.2.14), ou des points caractéristiques du visage (figure.2.15).

La première méthode innovée est décrite dans [174]. Les tests effectués ont montré ses limites face aux variations des expressions et de pose à cause de la topologie fixe du graphe. Face à ces limitations, les auteurs dans [168] ont suggéré l'utilisation d'un graphe topologique élastique (déformable) faisant usage d'un modèle pour la reconnaissance des objets appelé Architecture de Liens dynamiques (DLA pour Dynamic Link Architecture), qu'ils ont appliqué sur les visages donnant naissance à un nouvel algorithme de reconnaissance de visages nommé Elastic Graph Matching (EGM). Depuis, plusieurs variantes ont émergé [175] et des améliorations de l'approche en terme de robustesse principalement celle nommée d'Elastic Bunch Graph Matching (EBGM) [175- 178].

Bien qu'efficaces, les performances de ces méthodes restent tributaires de la précision de la position de chaque point caractéristique. C'est une tâche très difficile dans la pratique, en particulier dans les cas où la forme et l'apparence du visage peuvent varier énormément.

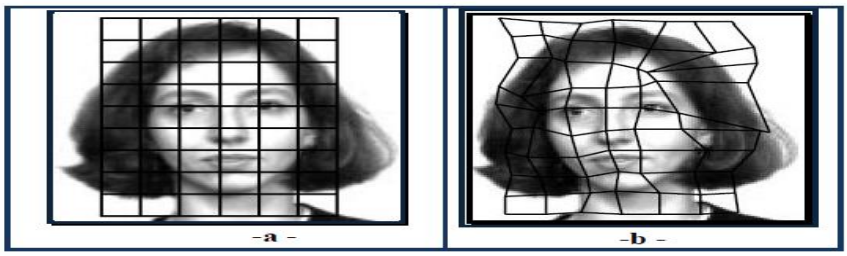


**Fig.2. 14—** Exemple de graphe élastique avec une topologie de grille. (a) Graphe de l'image de visage de la base de données. (b) Graphe de l'image de visage à reconnaître après son déformation [176].

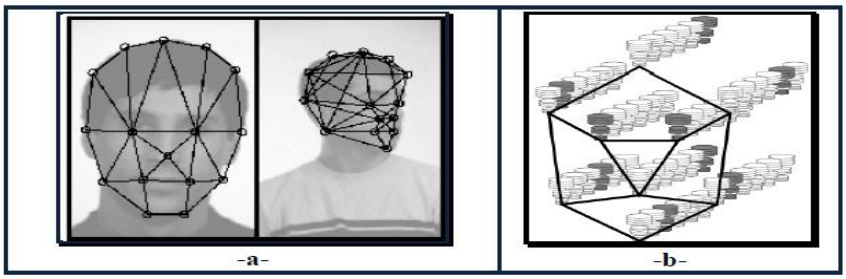


**Fig.2. 15 -** Exemple de graphe élastique avec des points caractéristiques. (a) Graphe d'un visage de la base de données et le graphe du visage à reconnaitre après déformation.(b) Exemple de Face Bunch graphe [177].

### *ii. Méthodes basées sur l'apparence locale du visage*

Ces méthodes sont exécutées en deux étapes. La première se résume au découpage de l'image faciale en domaines pouvant avoir une forme rectangulaire, elliptique, etc. La taille des domaines agit directement sur le nombre d'attributs et la robustesse de la méthode qu'ils soient superposés ou non. L'étape clé de l'extraction des caractéristiques est ensuite abordée. Dans cette étape critique, lors de l'introduction d'un descripteur, il est important de sélectionner la meilleure façon de représenter les informations de chaque domaine. L'obtention du vecteur final des attributs est réalisée par l'enchainement des vecteurs obtenus pour chaque domaine.

Différents descripteurs ont été exploités :

— La méthode EGBM [175-177] : capable de supporter certains changements d'expression, d'éclairage et de posture.

— Les ondelettes de Gabor [179, 180] et les histogrammes LBP (Local Binary Pattern) [181-184] réputés pour être partiellement résistants aux fluctuations de l'éclairage, de l'attitude et de la posture.

— Le descripteur POEM (Patterns of Oriented Edge Magnitudes) et les histogrammes des orientations de gradients (HOG) qui sont robustes aux variations de pose [185, 186].

— Le descripteur LPQ conçu pour ne retenir que les informations locales non modifiables par un modèle particulier de flou. Il est insensible au flou de mouvement [187, 188].

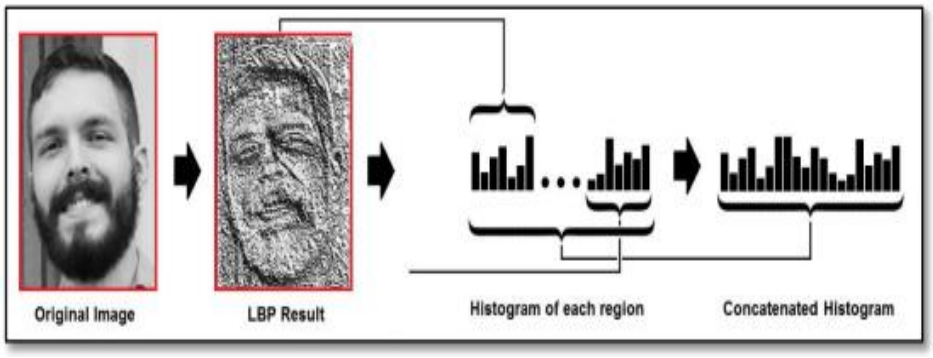


**Fig.2. 16—** Exemple de représentation d'un visage par la méthode d'apparence locale basée sur les histogrammes LBP.

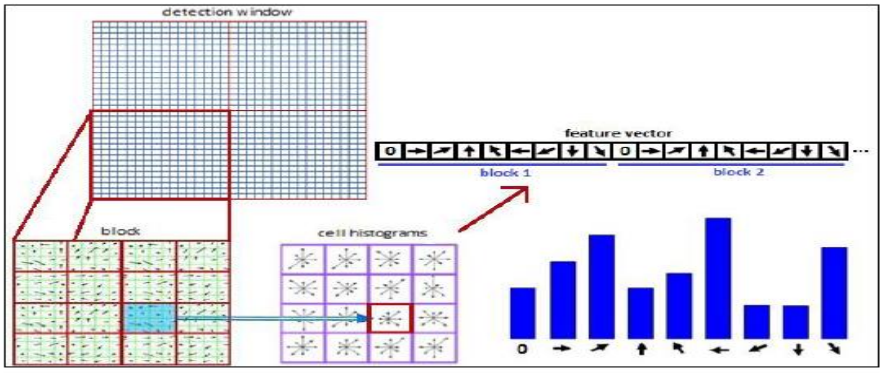


**Fig.2. 17—** Procédé du descripteur HOG.

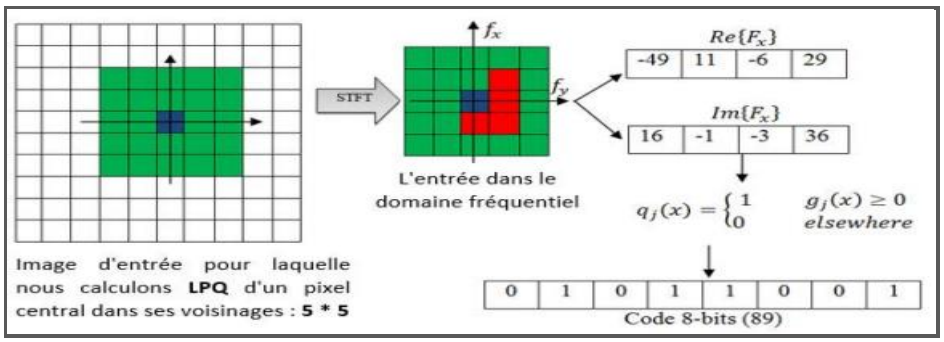


**Fig.2. 18—** Procédé du descripteur LPQ.

### b. Approches Hybrides

Ces méthodes tentent d'associer approches locales et globales en vue de modéliser un système de reconnaissance de visages regroupant l'information sous forme locale et globale, en accord avec le système visuel humain qui combine ces deux types d'informations pour reconnaitre un visage. Leurs performances peuvent être limitées par le choix des attributs de la combinaison et la façon de les arranger de manière à préserver les avantages et éviter les inconvénients.

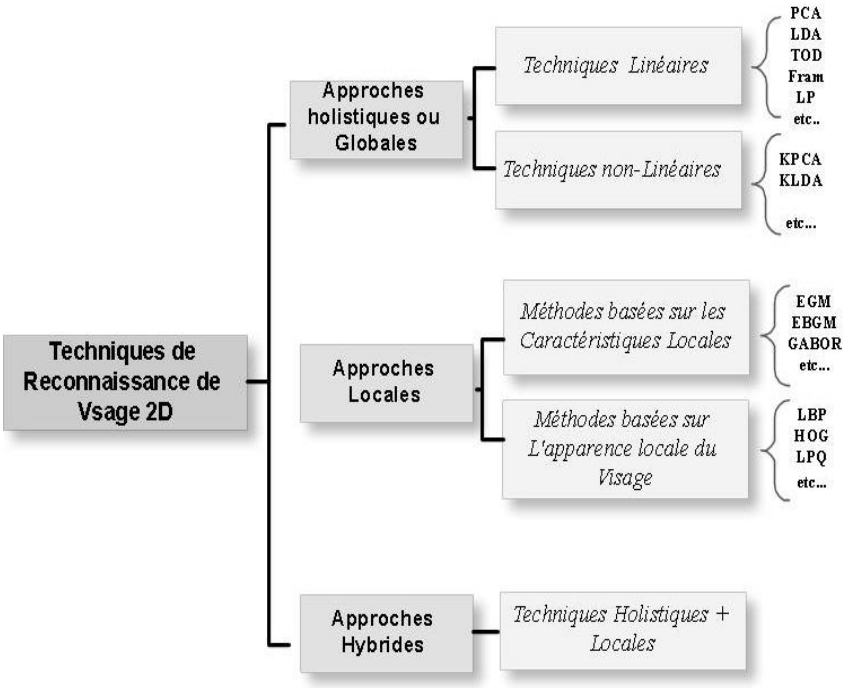


**Fig.2. 19 —** Classification des principales techniques de reconnaissance faciale 2D.

## 8. Conclusion

Ce chapitre a été dédié à la reconnaissance faciale. Le système biométrique avec ses différents modules a été présenté. Puis, nous avons passé en revue les différentes classes de techniques concernant aussi bien la détection que la reconnaissance de visage 2D. Avantages et inconvénients ont été cités. Cette comparaison nous a permis de conclure qu'aucune méthode n'occupe le premier rang devant toutes les autres.

# 3

# Conception du Système

## 1. Introduction

Un processus de reconnaissance faciale utilise la technologie informatique pour identifier ou valider une personne à partir d'une image numérique ou d'une source vidéo. Il comporte les trois étapes clés suivantes : i) détection des visages [83-92], ii) extraction et normalisation des facteurs caractéristiques du visage [98,99] [189,190], iii) identification et/ou vérification des individus [41,191,192].

Dans ce chapitre, nous allons exposer le modèle du système de reconnaissance de visage préconisé en décrivant en détail les différents modules qui le constituent. Les concepts mathématiques utilisés et les procédures d'implémentation des algorithmes seront également révélés.

# 2. Modèle Proposé

## 2.1. Détection de visage

Un visage peut être reconnu dans une image numérique au moyen de la technique de vision par ordinateur nommée *détection de visage*. C'est la première étape dans un processus de reconnaissance faciale dont l'efficacité affecte directement le bon fonctionnement du système entier de reconnaissance.

La couleur de la peau humaine est une propriété spécifique et fondamentale dans les images faciales, d'où l'importance de son emploi dans les applications de détection de visages. Dans ce contexte, nous allons examiner deux stratégies de détection de la peau dans les images couleur de visages à travers un processus de segmentation qui vise à partitionner chaque image considérée en deux régions distinctes : peau et non peau.

- La première méthode est un classificateur explicite qui emploie une stratégie de seuillage pour séparer les pixels peau et non peau dans les quatre espaces colorimétriques différents RGB, HSV, YUV et YCbCr.
- La seconde est une nouvelle approche pour la segmentation de la couleur de peau établie sur une mesure de similarité de la couleur de peau à l'aide des deux distances métriques Euclidienne (DE) et de Manhattan (DM). L'élaboration de cette technique nécessite l'emploi des échantillons de peau fournis par la base de données des images faciales SFA.

## 2.2. Extraction des attributs

L'extraction des attributs ou paramètres caractéristiques est une phase capitale dans le processus de reconnaissance. Ceux-ci sont obtenus par quantification de l'image en vue d'une représentation avec un nombre minimal de paramètres. De notre part, nous allons présenter quatre procédures pour l'extraction des paramètres distinctifs dans le domaine fréquentiel des représentations multi-échelles. En particulier, nous allons considérer :

1. L'analyse multirésolution 2D,
2. La pyramide laplacienne,
3. La pyramide laplacienne et la Transforrmée en Cosinus Discrète bidimensionnelle (TCD2),
4. L'association de l'analyse multirésolution et la pyramide laplacienne,
5. Les trames d'ondelettes (framelets).

## 2.3. Décision

Après extraction des paramètres, il convient de retrouver ou vérifier l'identité d'une personne dans une base de donnée en adoptant différentes distances métriques à l'effet d'une comparaison des paramètres extraits aux paramètres archivés dans une galerie. Ici, nous avons opté pour les distances Euclidiennes, de Manhattan, de Canberra et de Tchebychev pour établir une décision concernant l'identité de n'importe quelle personne.

# 3. La Détection de Visages

Dans cette partie de notre étude, nous allons investiguer deux stratégies basées sur l'analyse de la couleur de peau [193, 194]. Ce type d'approche est simple, rapide et robuste, par ailleurs la couleur de peau est invariante et intemporelle.

La segmentation de la couleur de peau peut être subdivisée en deux grandes familles :

- ✓ *Méthodes de classification par pixels* : chaque pixel est classé comme peau ou non peau sans tenir compte de son voisinage [195].
- ✓ *Méthodes de classification par régions* : tirent profit des pixels de voisinage pour améliorer le processus de segmentation [196,197].

## 3.1. La couleur de peau

La couleur est un puissant descripteur du visage humain pouvant être exploité dans des applications de traitement d'images et de vision par ordinateur pour identifier les individus et/ou extraire les traits. Nombreuses sont les études menées pour caractériser la couleur de la peau humaine. Les résultats ont montré que la teinte de la peau possède une gamme limitée et n'est pas profondément saturée. En fait, la dynamique de la couleur de la peau humaine occupe un intervalle restreint dans un espace colorimétrique donné [198,199]. Cependant, la détection de la peau reste compliquée en raison de plusieurs paramètres contraignants dont notamment l'éclairage et les différentes ethnies. Il est important de préciser que l'étude que nous menons considère tout type de couleur de peau.

**Fig.3. 1** — Différents types de couleur de peau extraits de SFA

## 3.2. Bases de données faciales utilisées

L'évaluation des systèmes de reconnaissance faciale est rendue possible grâce à la grande variété des bases de données d'images numériques couleur de visages créées spécifiquement pour soutenir la recherche dans le domaine de la reconnaissance faciale [200-204]. Parmi elles, la base de données récemment créée SFA [200], qui a démontré un degré élevé de précision dans la segmentation des données images faciales.

### 1. Aperçu sur SFA

SFA est une galerie de données d'images faciales et de peau humaine [200] conçue dans le système RGB pour servir dans le domaine de la vision par ordinateur. Les échantillons d'images utilisées pour construire SFA ont été repris à partir des deux bases classiques et largement utilisées AR et FERET. Celles-ci ont été élaborées dans des environnements plus ou moins contrôlés.

*i.* AR (1998) : 242 images plus contrôlées, avec un fond blanc et de faibles variations de la couleur de peau [201].

*ii.* FERET (Facial Recognition Technology) : 876 images moins contrôlées, avec plusieurs variations de fond et de couleurs de peau [202].

De par sa conception, SFA est composée de quatre groupes différents d'images répertoriées en dossiers (Fig.3.2). Le premier dossier, appelé ORI, englobe 1118 images couleur originales de visages humains. Le second, nommé GT, renferme la version Ground Truth de chaque image originale dans laquelle chaque pixel non peau a été manuellement peint en noir, RGB (0, 0, 0). Des exemples de telles images sont illustrés sur la figure 3.3.

Grâce à chaque image originale, les concepteurs ont créé trois échantillons de peau **(s** pour **skin)** et cinq échantillons non peau **(ns** pour **non skin)** à partir de régions de peau et non peau choisies aléatoirement dans l'image. Chaque échantillon de peau consiste en un ensemble de masques carrés de pixels collectés en partant d'un même pixel central. La taille des masques varie de deux points images, allant du plus petit avec **1** pixel au plus grand avec **35×35** pixels. Un exemple d'illustration est exhibé sur la figure 3.4. La création des échantillons non peau suit le même processus. Les échantillons de peau et non peau ainsi construits sont conservés dans les dossiers SKIN et NS, respectivement. Notons que toutes les images de SFA ont été archivées sous le format JPEG avec 100% de niveau de qualité.

Un exemple typique du contenu de SFA est représenté sur la figure 3.5. On retrouve l'image originale dans le dossier **ORI** sous le nom **img(910)**. Sa version ground truth nommée **img(910)** est dans le dossier **GT**. Les échantillons de peau correspondants de taille **35×35** sont dans le sous-répertoire **SKIN\35** sous le nom **skin-910-1**, **skin-910-2** et **skin-910-3**. Enfin, les échantillons de non peau correspondants de taille **35×35** sont dans le sous-répertoire **NS\35** sous **ns-910-1**, **ns-910-2, ns-910-3, ns-910-4** et **ns-910-5**.

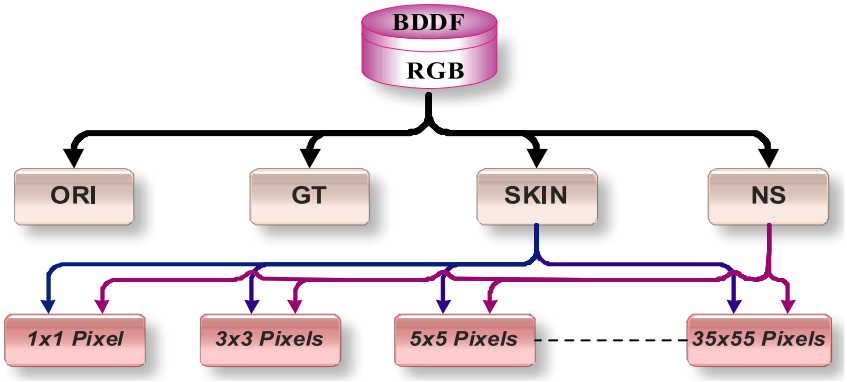


**Fig.3. 2 —** Organisation de SFA.

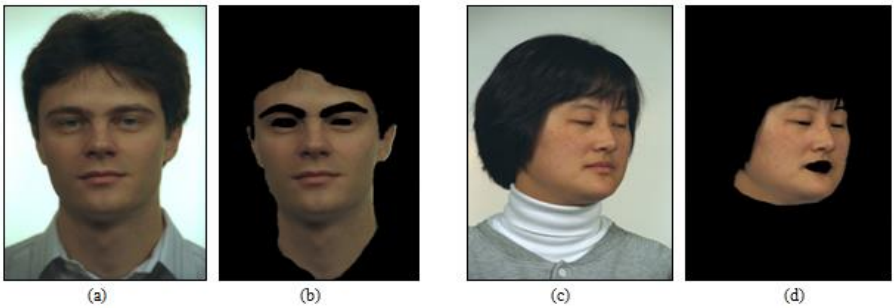


**Fig.3. 3 —** Exemple d'images originales suivies de leur version ground truth [200].
(a) et (c) : ORI. (b) et (d) : GT.

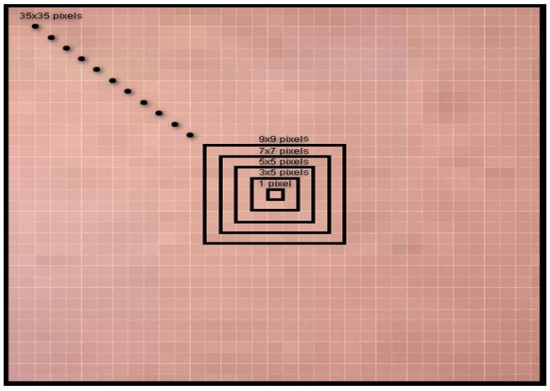


**Fig.3. 4 —** Processus de création des échantillons de peau [200].

**Fig.3. 5 —** Exemple de données SFA. (a) ORI : img(910). (b) GT : img(910). (c) Trois échantillons SKIN de taille 35×35. (d) Cinq échantillons NS de taille 35×35.

## 2. Base de données UTD

**UTD** (de lUniversity of Texas at Dallas) comporte 575 visages individuels de personnes âgées de 18 à 93 ans. Elle a été développée pour représenter différents groupes d'âge en insistant sur les adultes d'âge avancé. La galerie des données a été structurée pour autoriser tous les chercheurs intéressés par l'utilisation des stimuli faciaux d'accéder à des visages adultes dans diverses tranches d'âge [203].

- 218 adultes âgés de 18 à 29 ans,
- 76 adultes âgés de 30 à 49 ans,
- 123 adultes âgés de 50 à 69 ans
- 158 adultes âgés de 70 ans et plus.

## 3. Base de données FEI

**FEI** est une base brésilienne élaborée au laboratoire d'intelligence artificielle de FEI à São Bernardo do Campo, Brésil [204].

- La base représente 200 personnes avec 14 images chacune, au total de 2800 images.
- Les images ont été prises entre Juin 2005 et Mars 2006.
- Toutes les images correspondent aux étudiants et au personnel de FEI allant de 19 ans et plus. Elles illustrent une grande variété d'apparences : coiffures, éclairage, expressions faciales, inclinaisons, avec ou sans lunettes. Le nombre de sujets masculins et féminins est identique.
- Les images faciales RGB, de taille 640 × 480, ont été acquises sur un fond blanc uniforme, dans une posture verticale et avec une rotation de profil d'environ 180 degrés.

## 3.3. Méthodologies

Cette partie décrit les deux méthodes de détection de peau mises en œuvre par référence à SFA. La première approche est fondée sur le principe classique du seuillage. La seconde représente une nouvelle technique qui fait usage des échantillons de peau et non peau, fournis par SFA, pour réaliser une segmentation de la couleur de peau humaine en s'appuyant sur une mesure de similitude avec les distances métriques Euclidienne (DE) et de Manhattan (DM).

### 1. Approche de Seuillage

Conformément à ces méthodes et compte tenu des mêmes conditions d'éclairage, la couleur de la peau humaine varie entre les personnes appartenant à différentes régions ou à différents groupes ethniques. Ces méthodes caractérisent les limites des intervalles de dynamiques de la couleur de la peau au moyen d'une collection de seuils fixes relatifs aux différents espaces colorimétriques. L'efficacité de la détection dépend principalement de l'espace utilisé [205-215].

Le travail élaboré dans cette thèse tente d'examiner l'efficacité du choix empirique des intervalles de seuils caractérisant la peau humaine dans les quatre espaces de couleur RGB, HSV, YUV et YCbCr à l'aide des données faciales couleur de SFA.

#### a. Espace RGB

Cet espace est spécifié en termes de chromaticités rouge (**R** pour **Red**), vert (**G** pour **Green**) et bleu (**B** pour **Blue**). La combinaison additive de ces couleurs de base produit une couleur résultante. Il s'agit du format de couleur le plus utilisé pour la technologie d'affichage.

- L'espace RGB ne sépare pas les composantes chrominances et luminance ; il y'a une forte corrélation entre ses composantes chromatiques R, G et B.
- Il n'est pas utilisé dans plusieurs applications de la vision par ordinateur en vertu de sa sensibilité aux changements des conditions d'éclairage.
- Les pixels de couleur de peau pour le triplet R, G et B sont classés selon les règles suivantes :

$$\begin{gathered} \mathbf{R > 80} \text{ et } G > 40 \text{ et } B > 20 \text{ et} \\ \max\{R, G, B\} - \min\{R, G, B\} > 15 \text{ et} \\ (R-G) > 15 \text{ et } R > G \text{ et } R > B \end{gathered} \tag{3.1a}$$

La littérature comporte les mêmes valeurs de seuils exprimées par l'expression (3.1a) à l'exception de la composante du rouge pour laquelle le seuil est donné par :

$$\mathbf{R > 95} \tag{3.1b}$$

#### b. Espace HSV

L'espace HSV (Hue, Saturation, Value) a été conçu dans les années 1970 pour reproduire la perception des couleurs par le système visuel humain

- Quel que soient les conditions d'éclairage, le modèle HSV fournit séparément des informations de couleur sous forme de teinte H, de saturation S, et des informations d'intensité ou de mesure de la luminosité sous forme de valeur V.
- La saturation signifie la pureté de la couleur et prend des valeurs de 0 à 1. Lorsque la luminosité varie de 0 à 1, les couleurs correspondantes deviennent de plus en plus brillantes.
- Les composantes H, S et V peuvent être exprimées en fonction d'une source RGB telles que :

$$H = \begin{cases} 60 \times \left( \frac{G-B}{\max(R,G,B) - \min(R,G,B)} \right) & si \ R = \max(R,G,B) \\ 60 \times \left( \frac{2+(B-R)}{\max(R,G,B) - \min(R,G,B)} \right) & si \ G = \max(R,G,B) \\ 60 \times \left( \frac{4+(R-G)}{\max(R,G,B) - \min(R,G,B)} \right) & si \ B = \max(R,G,B) \end{cases}$$

$$S = \frac{\max(R,G,B) - \min(R,G,B)}{\max(R,G,B)} \tag{3.2}$$

$$V = \max(R,G,B)$$

- Les composantes H et S des pixels de couleur de peau sont celles qui satisfont aux conditions suivantes :

$$0 \leq H \leq 0.25 \quad et \quad 0.20 \leq S \leq 0.95 \tag{3.3a}$$

Les valeurs de seuils définies dans la littérature sont exprimées par :

$$0 \leq H \leq 50 \quad et \quad 0.23 \leq S \leq 0.68 \tag{3.3b}$$

### c. Espace YCbCr

Ce standard a été développé pour assurer la compatibilité entre des récepteurs de télévision noir et blanc et des récepteurs couleur. Dans ce modèle, les couleurs sont spécifiées en termes de luminance (canal Y) et de chrominance (canaux Cb et Cr) et peuvent être retrouvées à partir d'une source RGB telles que :

$$\begin{cases} Y = 0.2989 \times R + 0.5868 \times G + 0.1145 \times B \\ Cb = -0.1688 \times R - 0.3312 \times G + 0.5000 \times B \\ Cr = 0.5000 \times R - 0.4184 \times G - 0.0816 \times B \end{cases} \tag{3.4}$$

- YCbCr est largement utilisé pour l'encodage vidéo numérique.
- La partie peau d'une image est celle qui satisfait aux conditions suivantes :

$$139 \leq Cb \leq 190 \quad et \quad 139 \leq Cr \leq 163 \tag{3.5a}$$

Egalement pour ce modèle de couleur, les valeurs de seuils formulées dans la littérature sont :

$$85 \leq Cb \leq 135 \quad et \quad 135 \leq Cr \leq 180 \tag{3.5b}$$

### d. Espace YUV

Modèle défini en termes d'un canal de luminance (Y) et de deux canaux de chrominance (U et V). La transformation RGB vers YUV peut être exprimée par :

$$\begin{cases} Y = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \\ U = -0.147 \times R - 0.289 \times G + 0.436 \times B \\ V = 0.615 \times R - 0.515 \times G - 0.100 \times B \end{cases} \tag{3.6}$$

- L'œil humain est plus sensible aux changements de luminosité qu'à la chrominance.
- Les composantes U et V des pixels de couleur de peau sont celles qui satisfont aux conditions suivantes :

$$10 < U < 73 \quad et \quad -40 < V < 11 \tag{3.7a}$$

Finalement, les composantes des seuils relatives à ce modèle et retrouvées dans la littérature sont définies telles que :

$$85 < U < 140 \quad et \quad 85 < V < 160 \tag{3.7b}$$

### e. Processus de segmentation

L'organigramme de la figure 3.6 résume les étapes de détection des pixels de peau par seuillage de la couleur de peau. La figure 3.7 fournit une illustration graphique de la méthode dans les quatre espaces de couleur considérés.

La détection dans n'importe quel espace colorimétrique implique la conversion de l'image RGB originale dans l'espace de couleur analysé, HSV, YUV ou YCbCr. Le processus de segmentation s'effectue alors en balayant tous les pixels de l'image à la recherche de ceux respectant la valeur du seuil requis relativement à l'espace étudié (expressions (3.1a), (3.3a), (3.5a) ou (3.7a)). Tout pixel appartenant à l'intervalle décrit par cette valeur de seuil sera indexé d'un «**1 »**, sinon d'un «**0**». Cette procédure conduit à une image binaire montrant les pixels peau comme des segments blancs. Les pixels classifiés non peau prennent le noir.

La classification est toujours suivie d'une opération de lissage des frontières des régions peau et non peau sans pour autant changer leurs surfaces respectives [209, 216, 217]. A cet effet, la morphologie mathématique fournit des outils complets pour extraire les composantes utiles à la représentation et la description des formes de régions d'une image. Les opérations morphologiques employées ici sont l'érosion et la dilatation. Cette tâche pourrait constituer la phase la plus cruciale dans un processus de détection de visage, en particulier avec des images contenant des zones de couleur de peau autres que le visage.

## 2. Approche basée sur les mesures de similarité

Cette approche repose sur l'idée d'une mesure de similarité de la couleur de peau, au moyen de la DE et la DM, entre chaque image faciale à segmenter et un masque des échantillons de peau d'une part, et l'un des masques des échantillons non peau d'autre part. La classification des pixels peau et non peau se fera en accord avec la valeur de la mesure de similarité obtenue.

Le choix des masques de peau se fera de deux manières différentes lors de l'élaboration de la présente technique. La première alternative se rapporte à l'utilisation des échantillons de peau (s) fournis par SFA dans le dossier SKIN. La seconde constitue une contribution majeure de ce travail de recherche qui donne lieu à la création de nouveaux échantillons représentatifs de la couleur de peau humaine en disposant des échantillons de peau originaux de SFA.

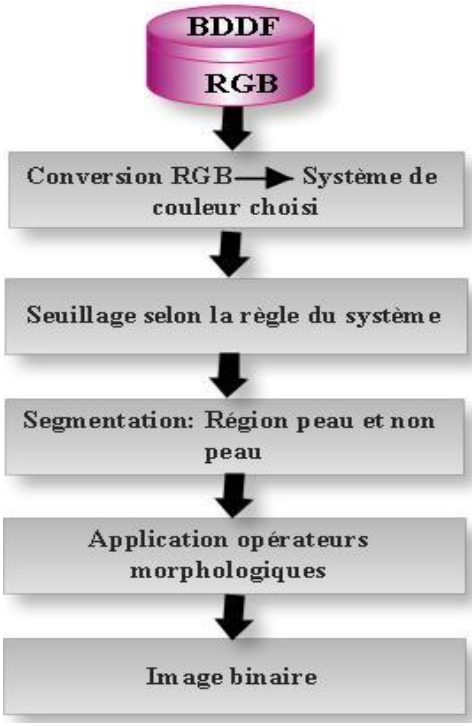


**Fig.3. 6—** Algorithme de détection de la peau par seuillage.

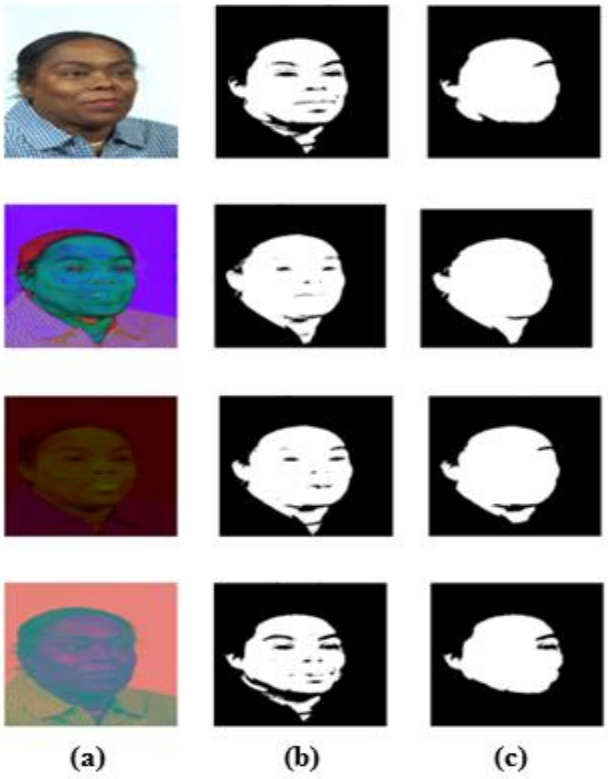


**Fig.3. 7 —** Illustration graphique de l'approche de seuillage dans les espaces RGB, HSV, YUV et YCbCr, respectivement. (a) Images originales respectives. (b) Images binaires du seuillage. (c) Images binaires de la morphologie.

### a. Nouveaux échantillons représentatifs de peau

La teinte de la peau humaine varie d'une personne à une autre aussi bien dans des ethnies différentes qu'au sein d'une même ethnie. Par ailleurs, les performances du processus de détection de la peau peuvent être altérées par l'un ou l'autre des facteurs suivants :

- ✓ la sensibilité aux changements d'éclairage ;
- ✓ la différence de couleur causée par les caractéristiques de l'appareil photo.

Compte tenu des considérations suscitées, nous avons créé de nouveaux échantillons de peau de la manière suivante : Pour chacune des tailles des masques de peau de SFA (1×1, 3×3, …, 35×35) [218, 219], un nouvel échantillon représentatif de peau est conçu par l'usage des trois échantillons de peau originaux fournis par SFA selon les quatre règles ci-dessous :

- **Minimum :** chaque nouveau pixel de peau prend la valeur la plus faible des trois intensités à la même position.
- **Maximum :** chaque nouveau pixel de peau prend la valeur la plus élevée des trois intensités à la même position.
- **Moyenne :** chaque nouveau pixel de peau prend la valeur moyenne des trois intensités à la même position.
- **Médiane :** chaque nouveau pixel de peau prend la valeur médiane des trois intensités à la même position.

Un exemple numérique pour élucider le procédé de calcul des nouveaux échantillons de peau est révélé sur la figure 3.8. Étant donné qu'un échantillon de peau est une image couleur RGB, chaque trois échantillons de peau originaux de SFA, de taille n×n, engendrent quatre nouveaux échantillons représentatifs de peau, de même taille n×n, selon les quatre règles indiquées précédemment. Les nouveaux masques ainsi conçus sont archivés dans un nouveau dossier appelé new-SKIN.

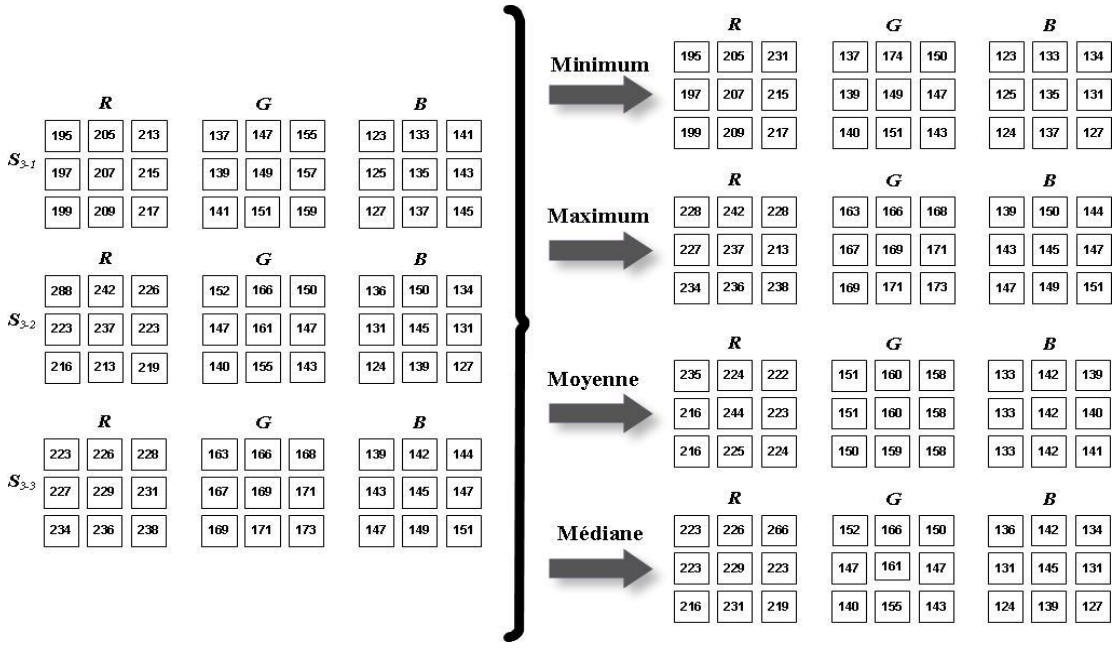


**Fig.3. 8—** Exemple d'échantillons représentatifs de peau, selon les quatre règles : Minimum, Maximum, Moyenne et Médiane.

### b. Distance Euclidienne (DE)

En mathématiques, la DE est la distance ordinaire entre deux points dans l'espace euclidien. La norme associée est appelée norme euclidienne dont le terme généralisé est la distance L2.

En traitement d'image, différentes distances ont été proposées pour évaluer les similarités et les différences entre deux images ou sous-régions de deux images. La DE et ses différentes variantes ont été les plus adaptées à une vaste gamme de tâches de vision par ordinateur [220-224].

La DE, $d(U,V)$, entre deux vecteurs $U = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$ et $V = (y_1, y_2, \ldots, y_n)$, d'un espace vectoriel de dimension $n$ est définie par :

$$d(U,V) = \sqrt{(x_1-y_1)^2+(x_2-y_2)^2+\ldots+(x_n-y_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_i)^2} \quad (3.8)$$

Dans notre approche, nous définissons la DE entre deux pixels RGB $X$ ($R_X$, $G_X$, $B_X$) et $Y$($R_Y$, $G_Y$, $B_Y$), dans les trois plans Rouge, Vert et Bleu comme :

$$d(X,Y) = \sqrt{(R_x-R_y)^2+(G_x-G_y)^2+(B_x-B_y)^2} \quad (3.9)$$

### c. Distance de Manhattan (DM)

Similairement, on définit la DM entre deux pixels RGB $X$ ($R_X$, $G_X$, $B_X$) et $Y$($R_Y$, $G_Y$, $B_Y$), dans les trois plans Rouge, Vert et Bleu comme :

$$DM\,(X,Y) = \left|R_x - R_y\right| + \left|G_x - G_y\right| + \left|B_x - B_y\right| \tag{3.10}$$

### d. Algorithme

La procédure de détection des pixels de peau avec la DE ou la DM est présentée dans l'organigramme 3.9. L'algorithme de calcul sera décrit dans le cas de l'utilisation de la DE et les échantillons de peau originaux de SFA suivant les étapes ci-après :

1. Pour chaque image faciale, A, à segmenter en classes peau et non peau, choisir deux masques, *Sn* et *Nn*, de taille $n \times n$ ($n$ = 1, 3, 5, …, 35), avec $S_n$ dans le dossier SKIN et $N_n$ dans le dossier NS mentionnés précédemment (Fig. 3.2).

2. Pour chaque pixel $A_{ij}(R_{ij}, G_{ij}, B_{ij})$ dans l'image A définie sur une grille $L = \{(i, j) / 1 \le i \le M ; 1 \le j \le K\}$ :

   a. Calculer la DE, $d_1^r$ ($r$ = 1,…, $n \times n$), entre $A_{ij}(R_{ij}, G_{ij}, B_{ij})$ et chaque pixel de peau, $S_n^r$ ($r$ = 1,… , $n \times n$), dans le masque de peau $S_{n,,}$ selon l'équation (3.9), donnant au total $(n \times n)$ différentes valeurs de DE formant les composantes du vecteur *D1* comme suit : $D_1 = [d_1^1, d_1^2, \ldots, d_1^{n\times n}]$.

   b. Calculer la DE, $d_2^r$ ($r$ = 1, … , $n \times n$), entre $A_{ij}(R_{ij}, G_{ij}, B_{ij})$ et chaque pixel non peau $N_n^r$ ($r$=1,…, $n\times n$), dans le masque non peau $N_{n,,}$ selon l'équation (3.9), donnant au total $(n \times n)$ différentes valeurs de DE formant les composantes du vecteur *D2* tel que : $D_2 = [d_2^1, d_2^2, \ldots, d_2^{n\times n}]$.

   c. Trouvez les valeurs minimales : min(D1) et min(D2).

   d. La classification des pixels en peau et non peau s'effectue selon les conditions suivantes :

   Si min (D1) > min (D2) alors Classe 1 (non peau)

   Si min (D1) < min (D2) alors Classe 2 (peau) (3.11)

L'opération de classification génère une image binaire dans laquelle les régions de peau sont blanches tandis que les régions non-peau prennent le noir. Les mêmes étapes de calcul s'appliquent à la DM avec l'équation (3.10).

L'algorithme que nous venons de décrire peut être accompli de manière similaire lorsqu'on utilise les nouveaux masques représentatifs de peau. La seule différence réside dans l'emploi à l'étape **2.a** d'un masque de peau retrouvé dans le dossier new-SKIN, correspondant à l'une des quatre règles susmentionnées (minimum, maximum, moyenne et médiane). Les masques non peau sont ceux fournis par SFA dans le dossier NS. Un exemple d'évaluation numérique de l'algorithme avec la DE est présenté sur la figure 3.10. Les figures 3.11 et 3.12 exhibent le résultat graphique de la détection dans les galeries des images SFA et UTD respectivement.

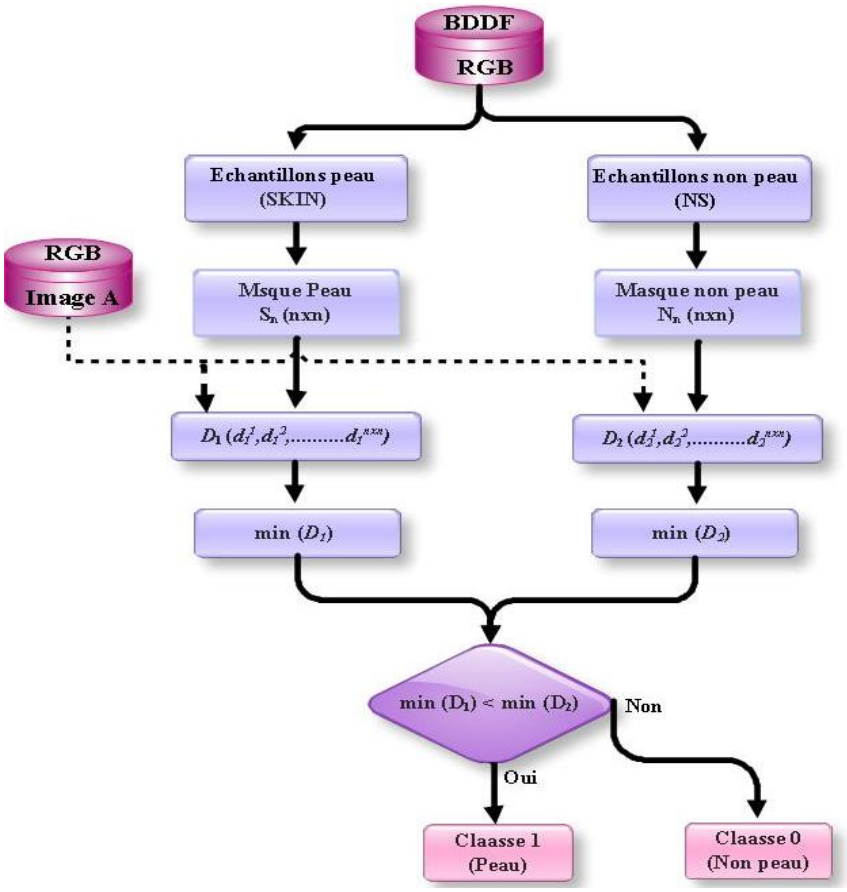


**Fig.3. 9 —** Algorithme de détection de la peau avec mesure de similarités.

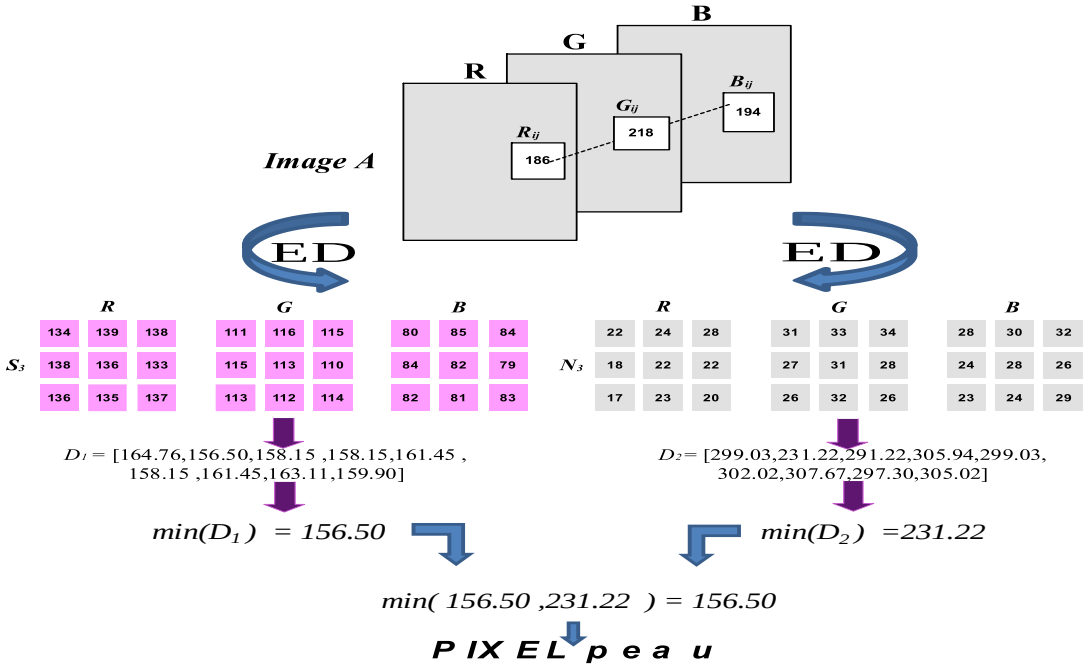


**Fig.3. 10 —** Exemple numérique de la détection de peau avec la DE.

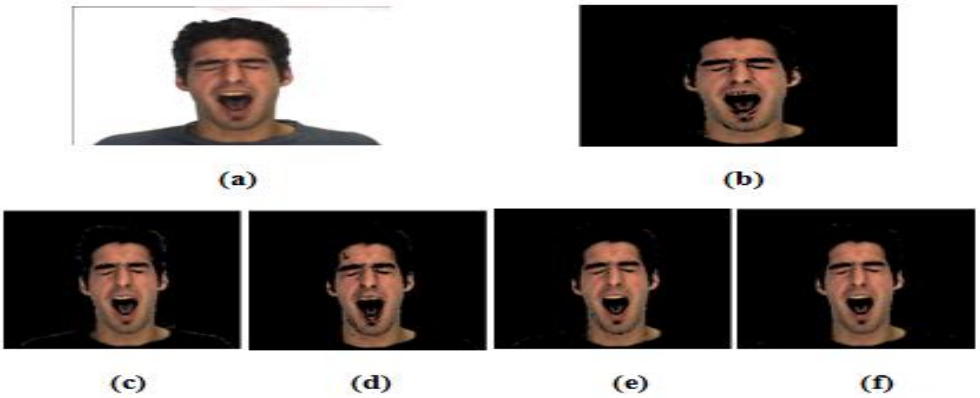


**Fig.3. 11 —** Illustration graphique de la détection par mesure de similarités de la couleur de peau dans SFA. (a) Image RGB originale. (b)-(f) Images GT de la détection avec masque SFA, règle du minimum, règle du maximum, règle de la moyenne et règle de la médiane, respectivement.

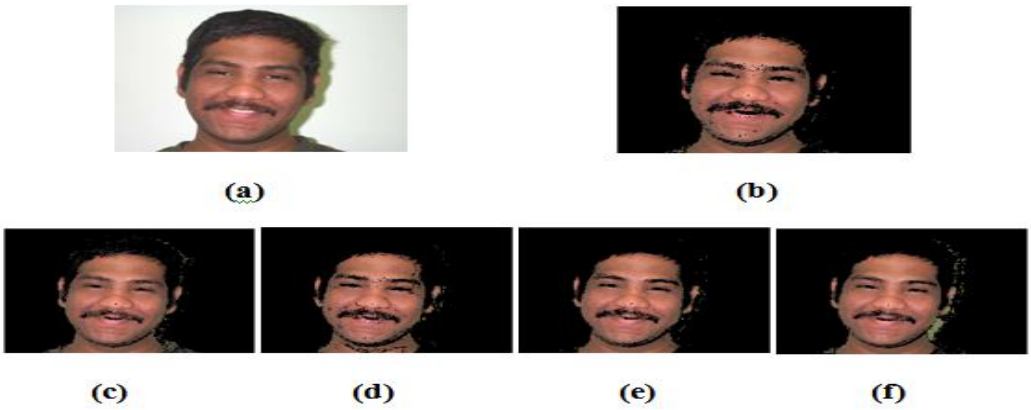


**Fig.3. 12 —** Illustration graphique de la détection par mesure de similarités de la couleur de peau dans l'UTD. (a) Image RGB originale. (b)-(f) Images GT de la détection avec masque SFA, règle du minimum, règle du maximum, règle de la moyenne et règle de la médiane, respectivement.

# 4. Extraction des Caractéristiques

Le but principal de cette étape est de construire un modèle représentatif du visage qui capture les caractéristiques discriminantes tout en évitant la redondance. Ceci est rendu possible par sélection des attributs les plus pertinents de l'image du visage en vue d'une identification précise.

## 4.1. Méthodologies

### 1. Analyse en Composantes Principales (ACP)

Le système de reconnaissance que nous suggérons s'appuie sur un certain nombre de démarches à différents niveaux, dont l'ACP que nous utiliserons dans la phase d'extraction des paramètres distinctifs du visage. Il est important de rappeler que cette approche bénéficie d'une grande notoriété, notamment pour :

- sa faible sensibilité au bruit,
- son aptitude à restreindre la taille des vecteurs signatures, donnant lieu à un fonctionnement dans un espace de plus petite dimension. Cet avantage assure une plus grande efficacité du système de reconnaissance.

— Le gain en capacité de stockage.

L'ACP opère selon une stratégie qui permet de sauvegarder les variations les plus importantes du visage et éliminer toutes les redondances. Ces variations ou paramètres majeurs sont retenus sous forme de vecteurs propres d'une certaine matrice de covariance, et constituent ce qu'on appelle les visages propres (eigenfaces). Ceux-ci serviront par la suite à l'identification ou la vérification des personnes.

### a. Algorithme

La procédure d'extraction des paramètres distinctifs avec l'ACP est décrite dans les étapes suivantes :

1. Constitution de l'ensemble d'apprentissage S avec un nombre M d'images de visages de même dimension, N lignes et N colonnes.
2. Transformation de chaque image $\mathbf{I_i}$ (N×N) en un vecteur colonne $\mathbf{\Gamma_i}$ de taille (N×N)×1.

$$S = \{\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M\} \tag{3.12}$$

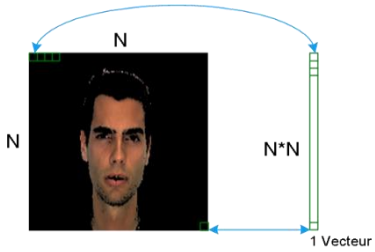


**Fig.3. 13** — Représentation d'une image par un vecteur.

3. Calcul de l'image visage moyen (Ψ), à l'aide des vecteurs $\mathbf{\Gamma_i}$ telle que :

$$\Psi = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}(\Gamma_i) \tag{3.13}$$

4. Calcul d'un nouvel ensemble de vecteurs colonnes $\Phi_i$, ($i$=1, 2, 3…$M$) par soustraction du visage moyen de chacune des images $\Gamma_i$, tel que :

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \tag{3.14}$$

Rassemblement des vecteurs $\Phi_i$ dans la matrice A = [$\Phi_1$, $\Phi_2$, …, $\Phi_M$] de dimension ($N^2$×M).

5. Calcul de la matrice de covariance $C$ telle que :

$$C = A.A^T \tag{3.15}$$

La taille de la matrice $C$ ($N^2$×$N^2$) complique le calcul des vecteurs propres (espace mémoire et temps d'exécution requis) même pour des images faciales de tailles faibles. C'est pourquoi, le calcul sera limité à la recherche d'une approximation des vecteurs propres.

6. Réduction de la matrice de covariance $C$ ($N^2$×$N^2$) à une matrice $L$ de dimension M×M selon :

$$L = A^T.A \tag{3.16}$$

7. Calcul des vecteurs propres, *y*, de *L* ( $A^T.A$).

8. Calcul des vecteurs propres, *x*, de *C* selon la relation :

$$y = A^T x \tag{3.17}$$

On construit la matrice *V* des vecteurs propres de *L*. La matrice *U* des vecteurs propres de *C* est obtenue par :

$$U = AV \tag{3.18}$$

9. Représentation de chaque visage de l'ensemble d'apprentissage par une combinaison linéaire de ses vecteurs propres $u_i$ :

$$\emptyset_i = \sum_{j=1} w_j u_j \tag{3.19}$$

Les vecteurs lignes, $u_i$, de *U* représentent les visages propres (eigenfaces) des images faciales de l'ensemble d'apprentissage. Les images aux valeurs propres les plus élevées contribuent davantage à la constitution de l'espace des visages propres.

Ces poids peuvent être calculés comme suit :

$$w_j = u_j^T \emptyset_i \tag{3.20}$$

10. Construction de la matrice *W* (M×M) des vecteurs des caractéristiques de chaque image dans le jeu de la formation. Elle peut être obtenue par :

$$W_i = [w_1, w_2 \dots \dots . . w_M] \tag{3.21}$$

L'organigramme 3.14 illustre les différentes étapes de l'approche ACP.

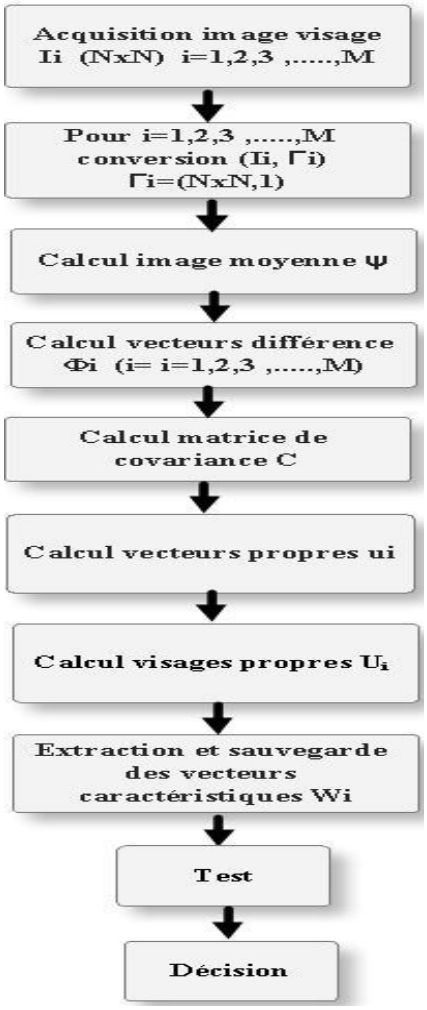


**Fig.3. 14 —** Algorithme de la méthode ACP.

### b. Processus de reconnaissance

La création de l'espace des visages propres dans l'étape d'apprentissage vise à les exploiter pour déterminer ou vérifier l'identité d'une personne. Ce processus de reconnaissance s'exécute selon la même stratégie adoptée par l'ACP, suivi d'une opération de comparaison à travers le calcul d'une mesure de similarité prédéfinie. Autrement, pour une image de visage (N×N) à traiter en vue d'une reconnaissance :

1. On forme le vecteur colonne $\Gamma_T$ ($N^2$x1) représentant l'image envisagée. On calcule l'image du visage moyen, Ψ, à l'aide de $\Gamma_T$. On génère le vecteur colonne $\Phi_T$ tel que :

$$\Phi_T = \Gamma_T - \Psi \tag{3.22}$$

2. On spécifie le vecteur des caractéristiques, par projection dans l'espace des visages propres, sous le format de vecteur colonne $w_T$ de dimension (N x 1) :

$$w_T = U.\Phi_T \tag{3.23}$$

3. L'identité de la personne à l'image faciale examinée est retrouvée par évaluation du taux de similitude entre le vecteur $w_T$ et chacun des vecteurs des caractéristiques $w_i$ dans la matrice *W* établie précédemment. Il s'agit essentiellement d'une procédure de classification basée sur le calcul d'une distance métrique prédéfinie.

## 2. Architecture du système de reconnaissance de visages

Le modèle du système de reconnaissance proposé est montré dans l'organigramme 3.15.

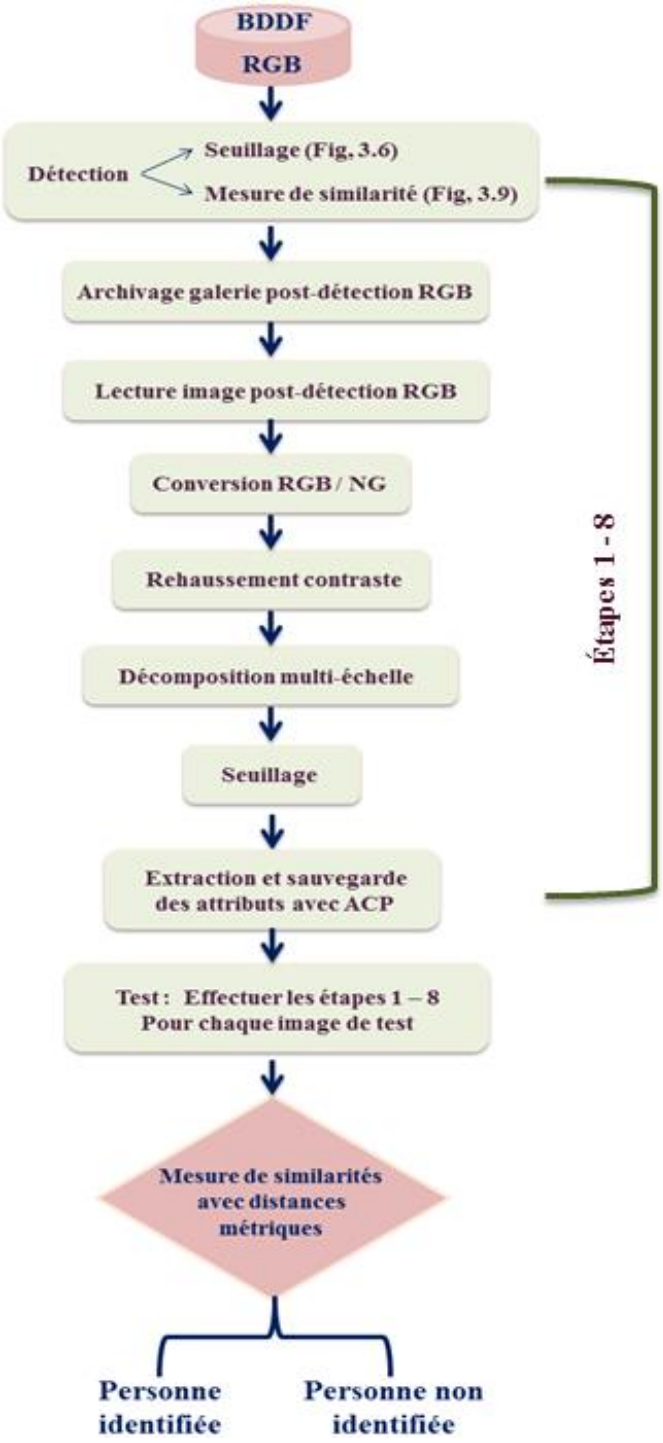


**Fig.3. 15** – Architecture d'un système de reconnaissance de visages.

### a. Détection

Le processus de détection de visage a été examiné en détails dans la section 3. A titre de rappels, deux méthodes de segmentations de la couleur de peau ont été proposées et investiguées. La première concerne la démarche classique du seuillage de la couleur de

peau dans quatre espaces colorimétriques. La seconde est une approche nouvelle qui s'appuie sur une mesure de similitude de la couleur de peau par le biais de la DE et la DM en faisant usage des échantillons de peau humaine fournis par la base de données SFA. L'exécution de cette étape fournit, pour chaque galerie d'images faciales examinée, deux nouveaux albums d'images faciales segmentées en deux régions distinctes, peau et non peau (Figures 3.7-3.12).

### b. Bases de données RGB

Il s'agit de deux nouvelles collections d'images de visage ayant subi le processus de détection, stockées sous le format Ground Truth (GT) couleur de sorte que chaque région peau détectée est codée selon le format RGB, chaque région détectée non peau prend le noir. L'une des deux collections est obtenue via le processus classique de seuillage, l'autre est le résultat de la détection par mesure de similarité de la couleur de peau en disposant aussi bien des échantillons de peau SFA que ceux représentatifs crées selon les quatre lois citées précédemment. Ces nouvelles images GT vont servir de données d'entrée à analyser via le processus de reconnaissance proposé. Pour ce, un nombre important d'images faciales a été sélectionné respectant les variations relatives au sexe, à l'âge, à la teinte de peau, aux expressions faciales, aux orientations du visage, aux paramètres structurels et à l'éclairage. Quelques exemples d'images GT sous le format RGB de la galerie de post-détection sont présentés sur la figure 3.16

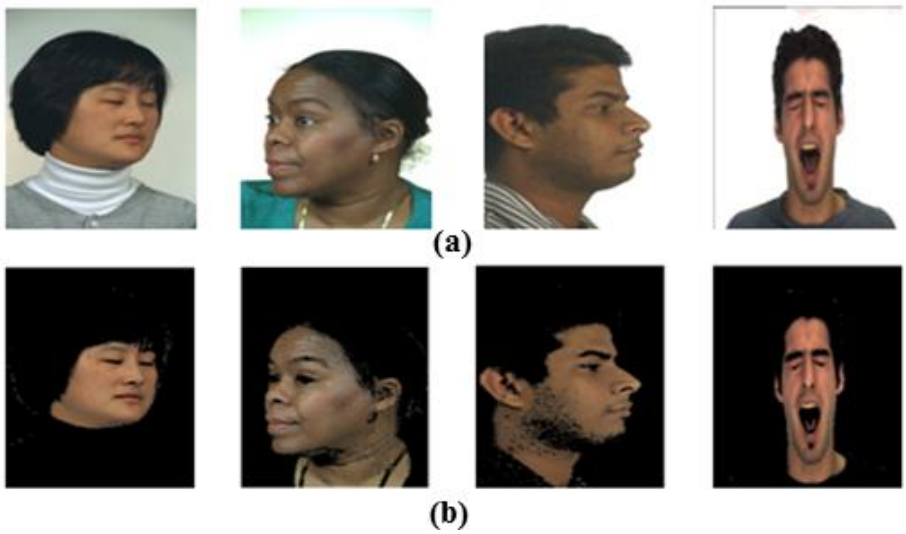


**Fig.3. 16—** Exemples d'images de post-détection. (a) Images originales RGB. (b) Versions GT – RGB de la galerie de post-détection.

### c. Conversion RGB / Niveaux de gris

La plus part des systèmes de reconnaissance faciale opèrent une conversion en niveau de gris (NG) pour faciliter le traitement. Dans le cadre de cette thèse, nous avons procédé à une conversion RGB / NG de toutes les images GT des deux galeries de post-détection.

### d. Rehaussement de contraste

Cette étape est exécutée pour pallier au problème de variation d'éclairage en ramenant toutes les images de visages relatives à une même personne à un niveau de contraste

uniforme. D'autre part, le rehaussement du contraste améliore considérablement l'apparence des images faciales en exhibant les traits des visages avec netteté. La méthode considérée nommée BBHE (Brightness Bi-Histogram Equalization) est une approche d'égalisation d'histogramme basée sur le principe de conservation de la luminosité moyenne de l'image.

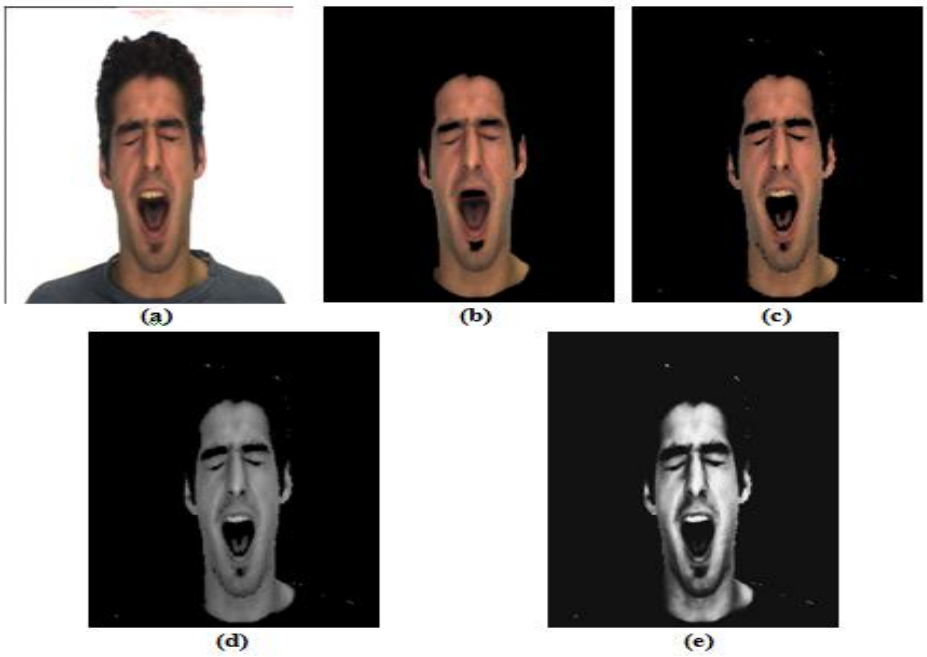


**Fig.3. 17 —** Illustration graphique du processus de rehaussement de contraste. (a) Image RGB originale SFA. (b) Image GT SFA. (c) Image GT de post-détection. (d) Image NG. (e) Image NG avec contraste rehaussé.

### e. Décompositions pyramidales

C'est un outil puissant qui permet d'analyser les composantes pertinentes d'une scène à différents niveaux de résolution. Ce modèle de représentation mène à l'élaboration d'une pyramide d'images partant de l'image initiale à une image grossière.

Ces représentations multi-résolutions ou multi-échelles sont souvent utilisées à des fins de compression et de segmentation. Elles permettent de réduire la complexité numérique en termes de volume de données et de temps de traitement en travaillant aussi bien sur les grandes ou fines échelles. Par ailleurs, les algorithmes sont simplifiés et les résultats de traitement sont plus concis puisque l'étude du problème peut s'effectuer à des échelles différentes. Un autre aspect très intéressant est la possibilité de reconstruire les signaux avec un nombre d'échantillons significatifs, issus de ce type de décompositions, très faible. Compte tenu de ces avantages, nous avons décidé de modéliser les images NG au contraste rehaussé des galeries de post-détection selon différentes représentations multi-échelle. Les modèles adoptés serviront comme données sources pour la recherche des vecteurs des attributs. En conséquence, les approches de décomposition admises sont :

1. L'analyse multi-résolution dyadique de la TOD-2D :
   - ✓ ondelette de Haar pour la décomposition ;
   - ✓ utilisation de l'approximation et des sous-bandes détails horizontal, vertical et diagonal à l'échelle ¼ ($2^{-2}$).

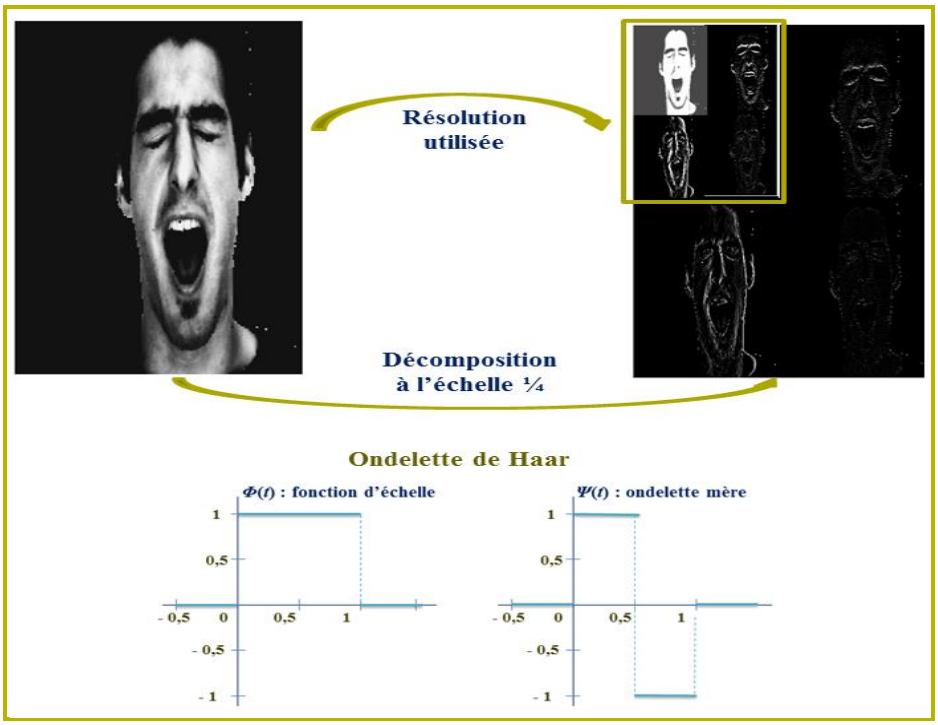


**Fig.3. 18 —** Modèle de l'analyse multirésolution avec deux niveaux de décomposition.

2. Le Laplacien pyramidal (LP) avec pyramide gaussienne et laplacienne dyadique : Il s'agit ici d'une nouvelle application du LP à la reconnaissance faciale.

   ✓ noyau de pondération trimodal (a = 0.6) ;

   ✓ utilisation de la gaussienne et laplacienne du 3ème niveau de décomposition (G3 + L4).

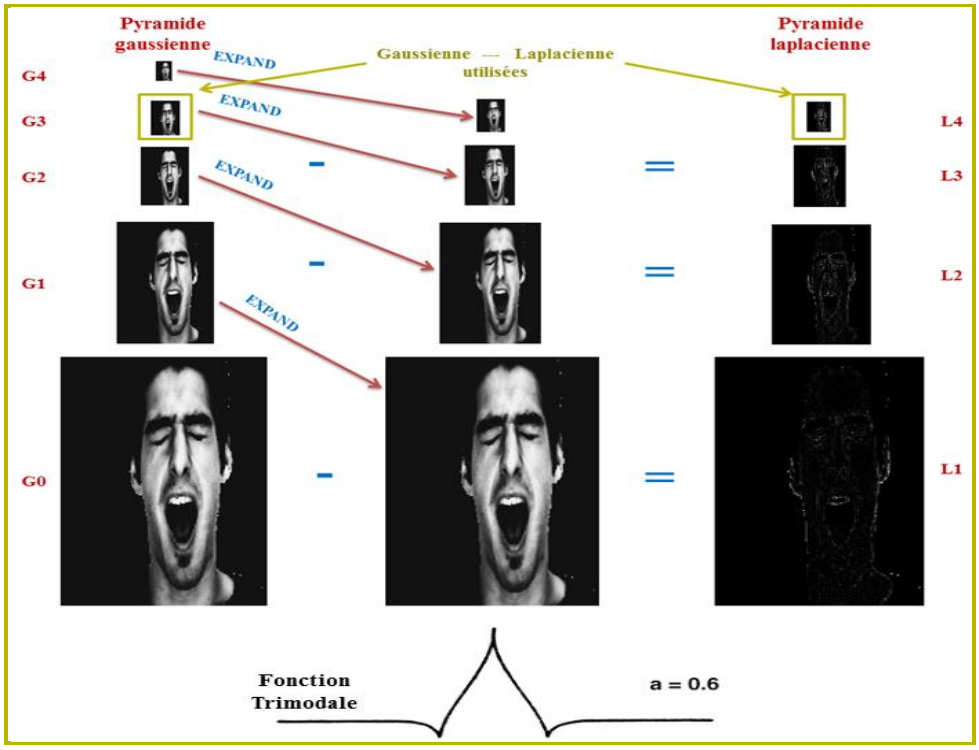


**Fig.3. 19 —** Modèle de décomposition avec le LP.

3. Le LP avec la TCD2 :

- ✓ noyau de pondération trimodal (Fig. 2.12) ;
- ✓ utilisation de la gaussienne et laplacienne du 2ème niveau de décomposition (G2 + L3) ;
- ✓ partitionnement de G2 et L3en sous-blocs de taille 8×8 ;
- ✓ application de la TCD-2D à chacun des sous-blocs ;
- ✓ quantification des coefficients de la TCD-2D en divisant chaque coefficient obtenu par le coefficient situé à la même position dans la table de quantification de luminance du codeur JPEG (Joint Photographic Expert Group).

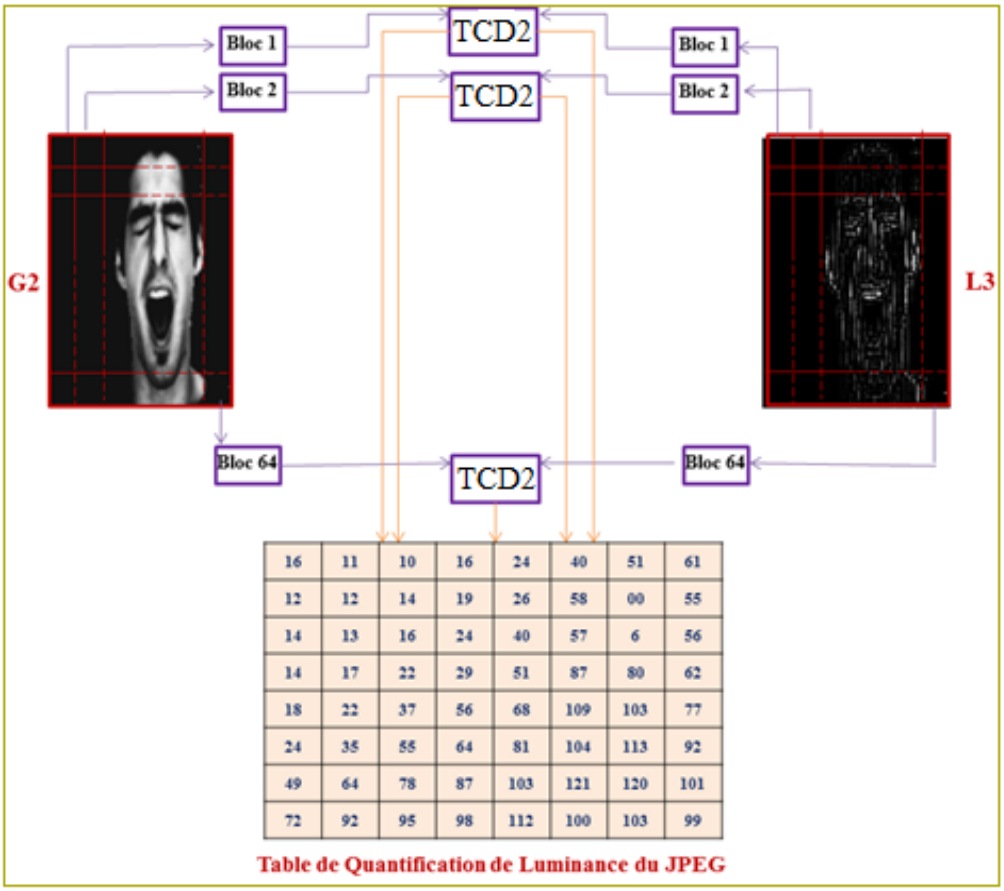


**Fig.3. 20 —** Modèle de représentation avec le LP et la TCD2.

4. L'analyse multi-résolution dyadique de la TOD-2D et le LP : Modèle1

- ✓ noyau de pondération trimodal (Fig. 2.12) ;
- ✓ ondelette de Haar pour la TOD-2D ;
- ✓ utilisation de la gaussienne du 3ème niveau de décomposition (G3) ;
- ✓ utilisation des sous-bandes détails horizontal, vertical et diagonal à l'échelle 1/8 ($2^{-3}$) de la TOD-2D.

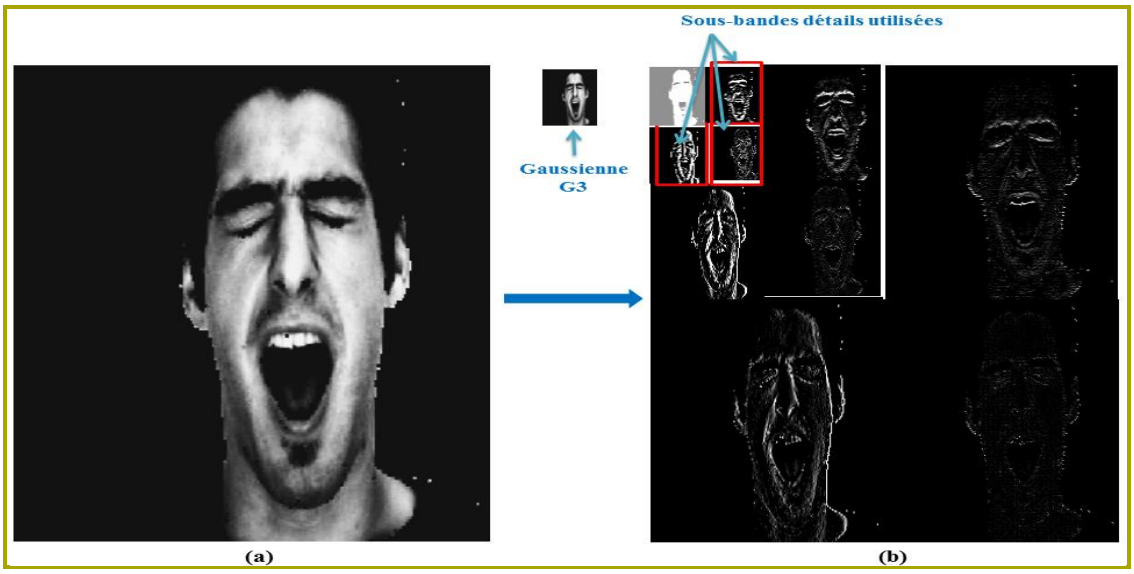


**Fig.3. 21** — Modèle 1 de représentation avec la TOD-2D et le LP. (a) Image de post-détection NG au contraste rehaussé. (b) Trois niveaux de décomposition avec la TOD-2D.

5. L'analyse multi-résolution dyadique de la TOD-2D et le LP : Modèle2

- ✓ noyau de pondération trimodal ;
- ✓ ondelette de Haar pour la TOD-2D ;
- ✓ deux niveaux de décomposition de la TOD-2D ;
- ✓ utilisation de l'approximation (A1) à l'échelle ½ ($2^{-1}$) ;
- ✓ reconstruction de l'image des contours à l'échelle ½ de la TOD-2D en utilisant la laplacienne du 2ème niveau de décomposition (L3) et les sous-bandes détails horizontal, vertical et diagonal à l'échelle ¼ ($2^{-2}$) de la TOD-2D.

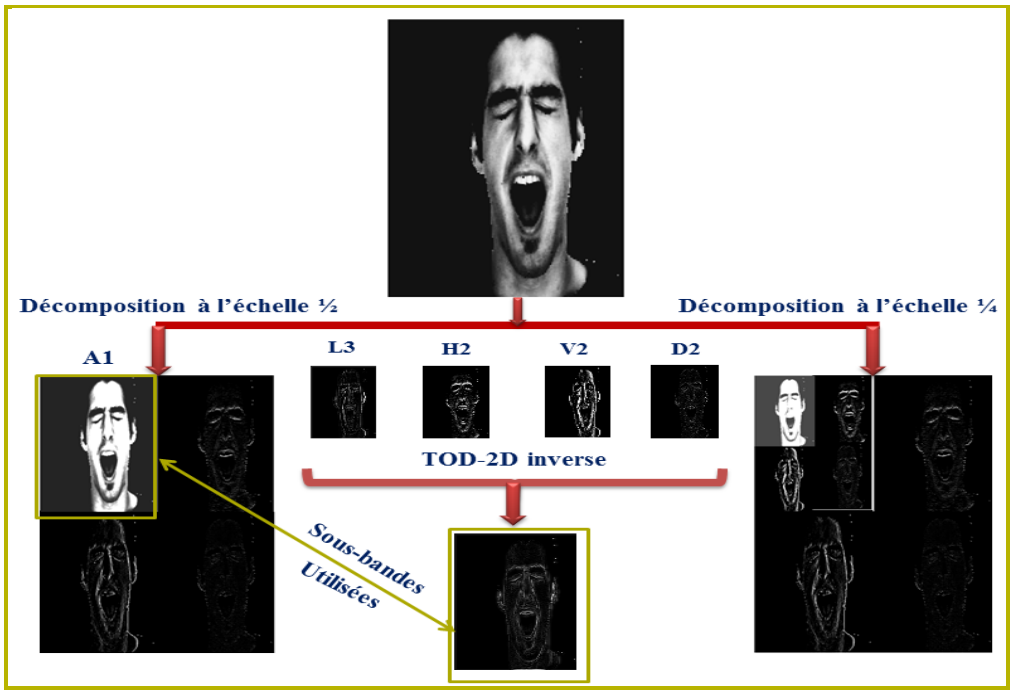


**Fig.3. 22** — Modèle 2 de représentation avec la TOD-2D et le LP.

6. Les trames d'ondelettes (framelets) avec transformation dyadique : utilisation des sous-bandes détails du 2ème niveau de décomposition. Ce modèle est introduit pour la première fois, puisque les travaux antérieurs concernent uniquement l'emploi de l'analyse multirésolution et des curvelets pour les besoins de la reconnaissance de visages.

   - ✓ décomposition conformément à l'algorithme décrit dans la figure 2.10, donnant à chaque nouvelle résolution une approximation et six sous-bandes détails.
   - ✓ filtres utilisés :

$$H=\begin{pmatrix}0.25 & 0.25\\ 0.25 & 0.25\end{pmatrix}$$

$$G1=\begin{pmatrix}0.25 & 0\\ 0 & -0.25\end{pmatrix};\ G2=\begin{pmatrix}0 & -0.25\\ 0.25 & 0\end{pmatrix};\ G3=\begin{pmatrix}0.25 & -0.25\\ 0 & 0\end{pmatrix};$$

$$G4=\begin{pmatrix}0.25 & 0\\ -0.25 & 0\end{pmatrix};\ G5=\begin{pmatrix}0 & 0\\ 0.25 & -0.25\end{pmatrix};\ G6=\begin{pmatrix}0 & 0.25\\ 0 & -0.25\end{pmatrix}$$

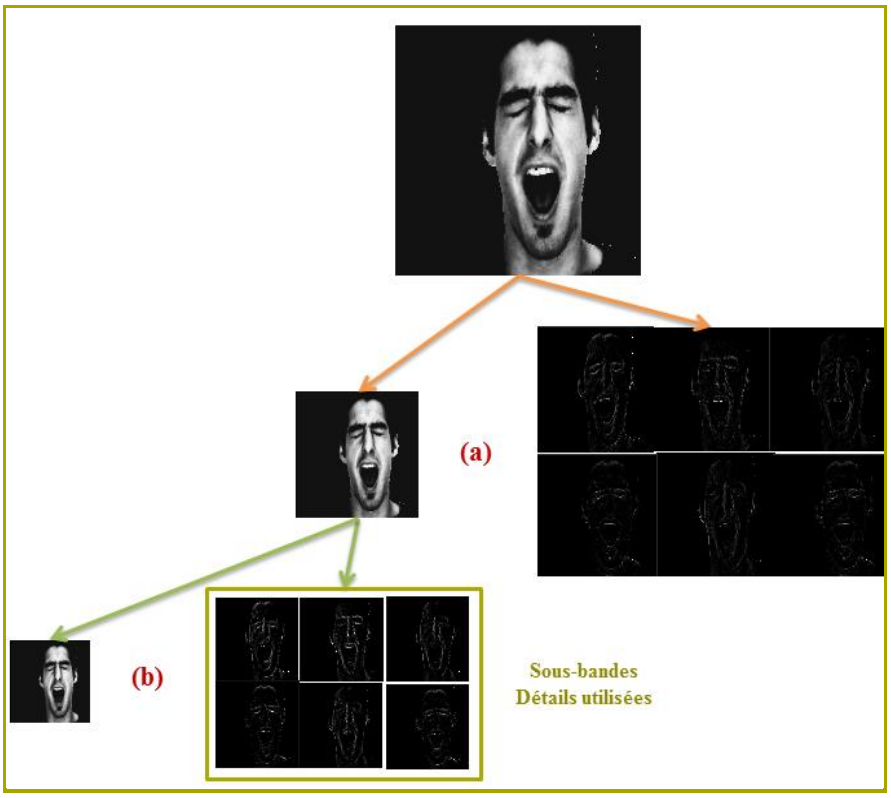


**Fig.3. 23 —** Modèle de représentation avec les framelets. (a) 1er niveau de décomposition. (b) 2ème niveau de décomposition.

### f. Seuillage des sous-bandes détails et des images laplaciennes

L'étape de décomposition pyramidale est toujours suivie d'une opération de seuillage des sous-bandes détails issues de la TOD-2D, des images détails issues des framelets et de l'image laplacienne fournie par le laplacien pyramidal. Cette démarche est cruciale car elle permet d'annuler tous les coefficients de faible amplitude et ne garder que les coefficients

significatifs. Ces derniers étant les données d'entrée au processus d'extraction des paramètres caractéristiques, leur faible volume va engendrer des vecteurs d'attributs de taille minime. En outre, les attributs recherchés seront plus précis car obtenus à partir du traitement des coefficients descripteurs des traits des visages à différentes échelles. A la fin du seuillage, les images résultantes (approximations, détails, gaussienne et laplacienne) sont archivées dans deux nouvelles galeries de données.

Le processus de seuillage est effectué de sorte que tout coefficient, dans une sous-bande $B^k$ de taille $M \times N$, ayant une amplitude inférieure à un certain seuil $\boldsymbol{T}$ prédéfini prend zéro tel que :

$$B_{ij}^k = \begin{cases} B_{ij}^k & si \ \left| B_{ij}^k \right| \geq |T| \\ 0 & si \ \left| B_{ij}^k \right| \prec |T| \end{cases} \qquad i = 1, 2, \ldots, M \ ; \ j = 1, 2, \ldots, N \tag{3.24}$$

### g. Extraction des Paramètres

Etape à la fois délicate et importante dans le système. Elle consiste à appliquer la technique ACP aux données images engendrées par les différents modèles de représentations pyramidales suivies du seuillage pour en extraire les informations pertinentes permettant de décrire chaque visage étudié par un vecteur caractéristique adéquat.

### h. Enregistrement des paramètres

Chaque groupe de visages relatifs à une personne donnée doit être sauvegardé dans la mémoire du système ainsi que les informations concernant son identité, et cela pour des utilisations ultérieures lors des tests. La mémoire du système n'est qu'une base de données contenant plusieurs matrices. De cette façon, durant le processus de mémorisation chaque vecteur caractéristique stocké dans la galerie de données est associé à un groupe de renseignements propres tels que le nom et le numéro d'identification particulier qui caractérise son utilisateur.

### i. Classification et décision

Un système de comparaison de visages doit pouvoir déterminer si un visage présent dans une image est compatible avec un visage présent dans une autre image. Les modèles de visage obtenus en termes de vecteurs de caractéristiques rendent possible la démarche de classification de chaque visage étudié en vue d'une identification ou vérification de l'identité de la personne au visage considéré. Le processus correspond au calcul d'une mesure de similarités dont la valeur peut occasionner l'une ou l'autre des deux classifications : 1) *identité connue* (informations d'une même catégorie les plus similaires possible), 2) *identité inconnue* (informations les plus distinctes possible) [220, 224].

## 3. Mesures utilisées

La comparaison entre deux vecteurs caractéristiques générés dans la phase d'extraction des paramètres est évaluée au moyen de quatre distances métriques : DE, DM, distance de Canberra (DC) et distance de Tchebychev (DT).

Etant donné deux vecteurs caractéristiques $H = (H_1, H_2, \ldots, H_M)$ et $H_T = (H_{T1}, H_{T2}, \ldots, H_{TM})$ les distances utilisées sont définies comme suit :

**Euclidienne** : $DE(H, H_T) = \sqrt{\sum_{k=1}^{M}(H_k - H_{Tk})^2}$ (3.25)

**Manhattan** : $DM(H, H_T) = \sum_{k=1}^{M}|H_k - H_{Tk}|$ (3.26)

**Canberra** : $DC(H, H_T) = \sum_{k=1}^{M}\frac{|H_k - H_{Tk}|}{|H_k| + |H_{Tk}|}$ (3.27)

**Tchebychev** : $DT(H, H_T) = max|H_k - H_{Tk}|$ (3.28)

# 5. Conclusion

Ce chapitre concerne la présentation de la structure globale du système de reconnaissance de visages proposé avec description détaillée des différents modules qui le composent et les outils mathématiques utilisés pour assurer son bon fonctionnement.

En résumé, notre système comporte :

**i.** Une phase de détection de visage fondée sur le principe de segmentation de la couleur de peau au moyen de deux techniques : l'approche classique de seuillage et la nouvelle approche des mesures de similarité. Les deux démarches exploitent les échantillons de peau fournis par la base de données faciale SFA.

**ii.** Une phase d'extraction des caractéristiques distinctives des visages en associant différentes décompositions pyramidales et ACP, avec ou sans TCD2.

**iii.** Une phase finale de classification qui calcule une mesure des similarités entre vecteurs d'attributs au moyen de quatre distances métriques différentes : DE, DM, DC et DT.

# 4

# Résultats, Evaluations & Discussions

## 1. Introduction

Cette dernière partie de la thèse concerne la présentation des résultats des simulations effectuées en vue d'une évaluation objective des performances du système de reconnaissance faciale proposé. Nous allons expertiser chaque module de la chaine de traitement vis-à-vis des démarches adoptées en termes d'originalité, d'efficacité, et de contribution apportée. Les résultats relatifs aux différentes approches examinées pour une même application seront discutés et comparés.

## 2. Critères d'Evaluation des Performances

### 2.1. Détection de visage

Les approches de détection de la peau dans les deux variantes proposées sont évaluées au moyen de la mesure de précision formulée comme suit :

$$Taux\ de\ détection = \frac{Nombre\ de\ segments\ detectés}{Nombre\ total\ de\ segments\ dans\ une\ image} \quad (4.1)$$

### 2.2. Critères de comparaison

La comparaison des résultats des méthodes, relativement aux bases de données faciales, est effectuée en termes de taux de précision moyens et de déviations standards.

La moyenne arithmétique, $\overline{X}$ , d'un ensemble de N valeurs peut être exprimée par :

$$\overline{X} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i \tag{4.2}$$

La déviation standard σ, permet d'évaluer la dispersion des mesures autour de la valeur moyenne. Elle peut être exprimée par :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(x_i - \overline{X}\right)^2} \tag{4.3}$$

## 2.3. Reconnaissance de visage

Le score de reconnaissance est exprimé par :

$$Taux\ de\ Reconnaissance = \frac{Nombre\ de\ visages\ reconnus}{Nombre\ total\ d'images\ de\ test} \tag{4.4}$$

# 3. Résultats de la Détection

## 3.1. Données de tests

Les méthodes de détection proposées sont évaluées sur la base de simulations effectuées en manipulant des images faciales RGB fournies par les trois galeries SFA (Figure 4.1), UTD (Figure 4.2) et FEI (Figure 4.3), sans aucune condition préalable sur l'éclairage, la couleur de peau, l'âge, la position des sujets, l'échelle d'acquisition, etc.

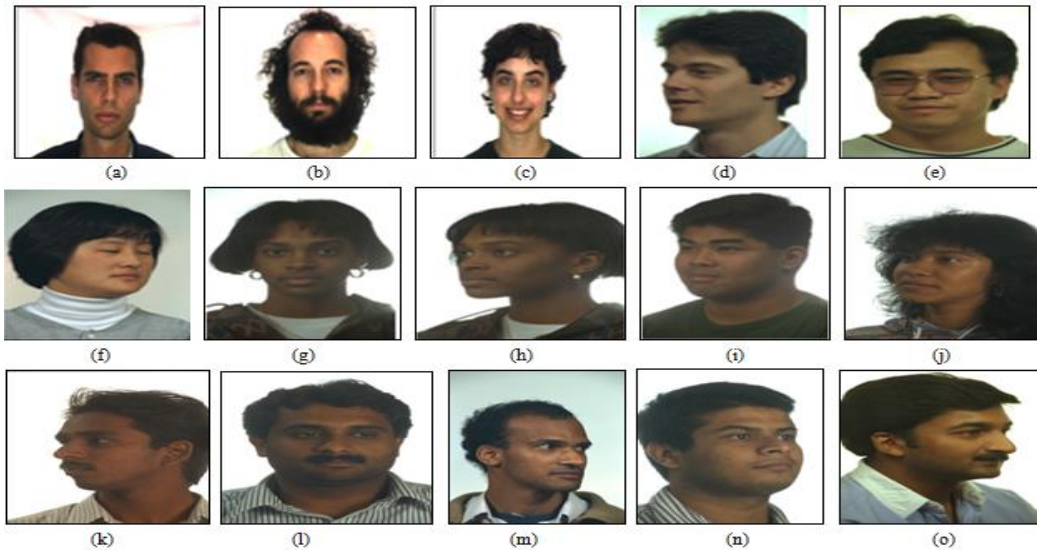


**Fig.4. 1—** Images originales RGB de SFA. (a)-(d) Images 1-4 : Peau Blanche (Face ; Avec moustache et barbe ; Avec sourire ; Profil gauche). (e)-(f) Images 5-6 : Peau Jaune (Avec lunettes ; Profil droit et yeux fermés). (g)-(i) Images 7-10 : Peau Noire (Face ; Profil gauche ; Profil gauche et léger sourire ; Profil gauche et cheveux longs). (k)-(o) Images11-15 : Peau Brune (Profil gauche et moustache ; Avec moustache ; Profil droit ; Profil droit et tête levée ; Profil droit et moustache).

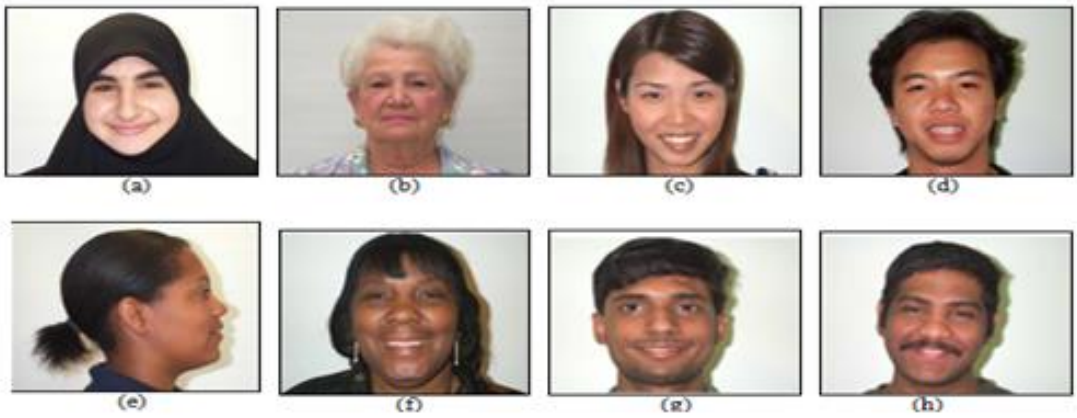

**Fig.4. 2—** Images originales RGB de l'UTD. (a)-(b) Images 1-2 : Peau Blanche (Face, sourire et foulard islamique ; Sujet âgée avec maquillage et cheveux blancs). (c)-(d) Images 3-4 : Peau Jaune (Face, sourire, dents apparentes et cheveux longs coiffés sur le côté ; Face, sourire et dents apparentes). (e)-(f) Images 5-6 : Peau Noire (Profil droit ; Face avec sourire, dents apparentes et mèche couvrant le front). (g)-(h) Images 7-8 : Peau Brune (Face, sourire et cheveux couvrant légèrement le front ; Face, sourire, moustache et légère inclinaison de la tête).

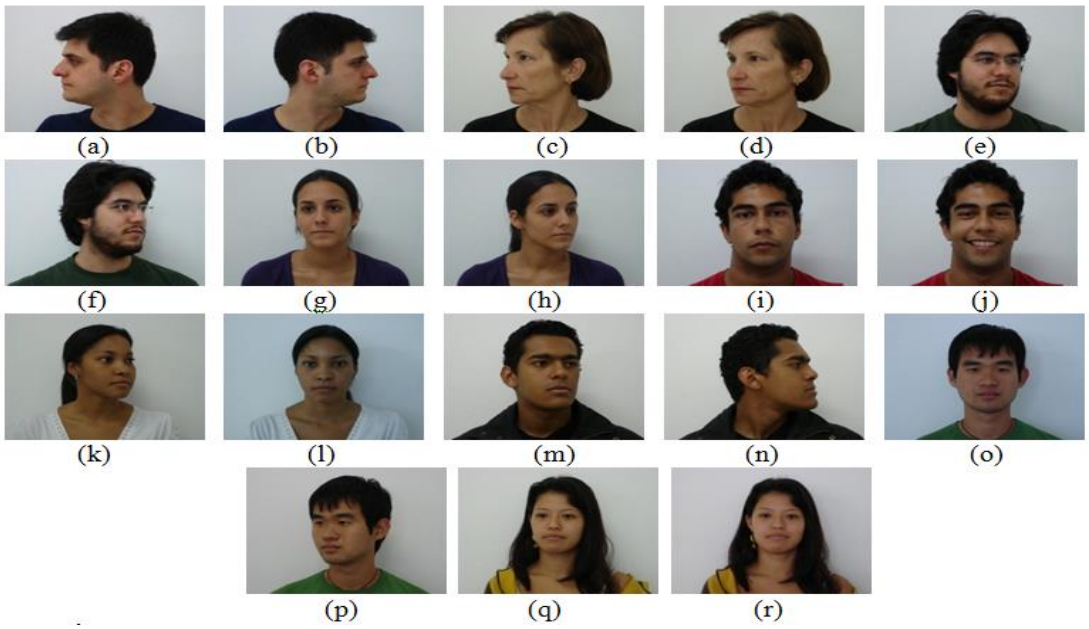

**Fig.4. 3—** Images originales RGB de FEI. (a)-(f) Images 1-6 : Peau Blanche (Homme : Profil gauche, Profil droit ; Femme : Profil gauche, Visage légèrement tourné vers la droite ; Homme avec lunettes, moustache et barbe : Visage légèrement tourné vers la gauche ; Profil droit). (g)-(j) Images 7-10 : Peau Jaune (Face ; Tête tournée vers la gauche ; Face avec un air sérieux ; Face avec sourire). (k)-(n) Images 11-14 : Peau Noire (Tête tournée vers la gauche ; Face ; Tête légèrement tournée vers la gauche ; Profil droit). (o)-(r) Images15-18 : Peau Jaune : (Face avec mèche couvrant le front ; Tête tournée vers la droite ; Cheveux longs et tête à peine tournée vers la droite ; Face et cheveux longs).

## 3.2. Méthode de seuillage

Ces premières simulations visent à évaluer la précision de la localisation des régions peau dans une image de visage RGB au moyen de l'approche de seuillage. L'expertise est accomplie en considérant d'une part les seuils classiques fournis par la littérature et, d'autre part, ceux déterminés de manière empirique à l'aide des données SFA.

## 1. Simulations avec SFA

Le tableau 4.1 reporte les résultats de la segmentation de la couleur de peau dans les quatre espaces colorimétriques RGB, HSV, YUV et YCbCr au moyen de leurs seuils respectifs exprimés par les valeurs classiques données dans la littérature (équations 3.1b, 3.3b, 3.5b et 3.7b) et celles empiriques proposées dans cette thèse (équations 3.1a, 3.3a, 3.5a et 3.7a). Le tableau 4.2 montre les taux quantitatifs moyens de précision de même que les déviations standards, **σ**, relatifs à chaque espace colorimétrique étudié, évalués sur quinze images de test.

Les résultats vis-à-vis des seuils classiques montrent, d'une part, que les taux de précision concernant les systèmes RGB et HSV sont les plus élevés avec une légère supériorité du modèle HSV. Les taux obtenus avec les modèles YUV et YCbCr sont les plus faibles et néanmoins similaires. D'autre part, l'estimation des performances des quatre systèmes de couleur en termes de précisions moyennes certifie la supériorité du modèle HSV (88.72%) suivi des modèles RGB (85.30%), YCbCr (70.12%) et YUV (70.11%) respectivement. Néanmoins, les quatre modèles fournissent des valeurs de **σ** importantes, 6.36% pour HSV, 8.84% pour RGB, 8,48% pour YCbCr et 8,49% pour YUV. En définitif, les résultats des systèmes YUV et CbCr sont médiocres sinon relativement moyens. Les résultats relatifs aux systèmes RGB et HSV peuvent être considérés comme moyens ou satisfaisants dans certains cas.

Par contre, les résultats se rapportant aux seuils empiriques proposés montrent clairement que le modèle de couleur YUV permet, pour tout type de peau humaine et différentes conditions d'acquisition, de localiser les régions de peau avec des taux de précision très appréciables et parfois les plus hauts variant de 85,48 % (Image 7) à 98,32 % (Image 6). Le modèle HSV vient en second en exhibant des taux de précision comparables à ceux donnés par YUV allant de 70,50 % (Image 15) à 98,28 % (Image 6). Le modèle RGB, se plaçant troisième, est lui aussi capable d'atteindre de bons taux de précision entre 74,26 % (Image 12) et 98,48 % (Image 3). Enfin, l'espace YCbCr offre un modèle qui présente globalement les taux les plus faibles allant de 73,74% (Image 8) à 98,03% (Image 3). En outre, l'expertise des précisions moyennes confirme la supériorité du modèle YUV (92,17%) suivi des modèles HSV (91,44%), RGB (89,19%) et YCbCr (86,80%) respectivement. Même pour ce qui est des déviations standards, le modèle YUV se révèle le plus stable avec une valeur de **σ** la plus faible (3,96%). Les autres modèles fournissent des **σ** relativement élevées, 6.89% pour HSV, 7.73% pour RGB et 8,69% pour YCbCr qui s'avère le moins stable.

Finalement, l'analyse des valeurs numériques du tableau 4.1 attestent sans la moindre équivoque l'amélioration considérable des taux de détection de la peau humaine, quel qu'en soit la teinte ou le modèle de couleur, par le biais des seuils proposés auprès des valeurs des seuils classiques. En particulier, les gains en termes de taux de précision moyens sont remarquables : 4.5%, 3.06%, 23.79% et 31.48% par rapport aux systèmes RGB, HSV, YCbCr et YUV respectivement. De leur part, les déviations standards ont chuté surtout dans le cas du modèle YUV qui exhibe une stabilité appréciable.

## 2. Simulations avec UTD

Les résultats de la segmentation de la couleur de peau par seuillage en examinant les données UTD sont rapportés dans les tableaux 4.3 et 4.4 respectivement.

**Tableau 4. 1—** Précisions de la détection de peau par seuillage dans SFA.

| | Précision de détection (%) | | Seuils classiques / Seuils proposés | | Précision moyenne par image (%) |
|---|---|---|---|---|---|
| Image | RGB | HSV | YUV | YCbCr | |
| 1 | 95.54 | 93.44 | 76.94 | 76.93 | 85.71 |
| | 96.69 | 97.30 | 91.51 | 95.67 | 95.29 |
| 2 | 93.87 | 96.61 | 82.19 | 82.19 | 88.71 |
| | 94.48 | 95.77 | 89.96 | 94.52 | 93.68 |
| 3 | 98.11 | 96.34 | 81.56 | 81.56 | 89.39 |
| | 98.48 | 98.20 | 96.28 | 98.03 | 97.74 |
| 4 | 89.39 | 85.75 | 62.14 | 62.14 | 74.85 |
| | 91.90 | 95.64 | 95.14 | 85.44 | 92.03 |
| 5 | 85.77 | 89.56 | 59.89 | 59.91 | 73.78 |
| | 91.66 | 88.02 | 96.52 | 90.05 | 91.56 |
| 6 | 97.34 | 85.37 | 82.02 | 82.02 | 86.68 |
| | 97.98 | 98.28 | 98.32 | 97.45 | 98.00 |
| 7 | 74.51 | 85.95 | 71.30 | 71.30 | 75.76 |
| | 77.25 | 86.18 | 85.48 | 75.00 | 80.97 |
| 8 | 73.13 | 89.66 | 67.51 | 67.51 | 74.45 |
| | 79.49 | 89.46 | 88.66 | 73.74 | 82.83 |
| 9 | 78.58 | 85.86 | 66.65 | 66.65 | 74.43 |
| | 86.23 | 92.35 | 90.31 | 78.43 | 86.83 |
| 10 | 89.58 | 95.54 | 79.658 | 79.65 | 86.10 |
| | 95.00 | 95.42 | 95.95 | 93.50 | 94.96 |
| 11 | 86.62 | 93.13 | 63.00 | 63.05 | 76.45 |
| | 93.04 | 90.28 | 92.81 | 92.70 | 92.20 |
| 12 | 70.05 | 88.19 | 62.27 | 62.27 | 70.69 |
| | 74.26 | 90.31 | 86.17 | 73.77 | 81.12 |
| 13 | 82.45 | 82.70 | 67.88 | 67.88 | 75.23 |
| | 92.76 | 91.33 | 93.26 | 88.07 | 91.35 |
| 14 | 83.13 | 90.73 | 58.02 | 58.02 | 72.47 |
| | 84.58 | 92.58 | 88.20 | 81.26 | 86.65 |
| 15 | 81.43 | 71.98 | 70.65 | 70.65 | 73.67 |
| | 84.11 | 70.50 | 94.09 | 84.39 | 83.27 |

**Tableau 4. 2—** Taux de précision moyens et déviations standards de la segmentation de la couleur de peau par espace de couleur dans SFA.

| | Espace de couleur | RGB | HSV | YUV | YCbCr |
|---|---|---|---|---|---|
| **Seuils classiques** | **Précision moyenne (%)** | 85.30 | 88.72 | 70.11 | 70.12 |
| | **σ (%)** | 8.84 | 6.36 | 8.49 | 8.48 |
| **Seuils empiriques** | **Précision moyenne (%)** | 89.19 | 91.44 | 92.17 | 86.80 |
| | **σ (%)** | 7.73 | 6.89 | 3.96 | 8.69 |

Les seuils classiques, comme pour SFA, favorisent nettement les modèles RGB et HSV en produisant les taux les plus élevés avec un avantage clair pour le système RGB. Ces taux sont appréciables, mais moyens dans certains cas. Les modèles YUV et YCbCr donnent des taux de détection équivalents, à peine moyens et peu satisfaisants. Les précisions moyennes par espace de couleur ainsi que les valeurs de **σ** correspondantes confirment les constatations émises en précisant que les déviations standards sont relativement élevées.

Les résultats en rapport avec les seuils proposés sont dans l'ensemble satisfaisants avec de rares exceptions pour des valeurs moyennes. Egalement, le modèle RGB partage sa primauté avec le modèle YCbCr qui a été poussé au sommet. Ils s'avèrent les plus stables avec des déviations standards assez faibles. Les espaces HSV et YUV exhibent les taux les plus faibles avec une légère supériorité pour HSV.

Comme pour le cas de SFA, les valeurs numériques du tableau 4.3 confirment clairement l'amélioration significative des taux de détection des régions peau apportée par les seuils proposés. Notamment, les gains en termes de taux de précision moyens pour les systèmes RGB et HSV sont quasiment nuls, mais très appréciables pour YUV et YCbCr équivalant 24.53% et 32.76% respectivement. Quant aux déviations standards, elles ont sensiblement chuté pour RGB et YCbCr, de 6.11% à 4.51% et 7.08% à 4.41% respectivement.

**Tableau 4. 3—** Précisions de la détection de peau par seuillage dans l'UTD.

| | Précision de détection (%) | | Seuils classiques / Seuils proposés | | Précision moyenne par image (%) |
|---|---|---|---|---|---|
| **Image** | **RGB** | **HSV** | **YUV** | **YCbCr** | |
| **1** | **97.55** | **93.38** | **81.45** | **81.46** | **88.46** |
| | **97.75** | **93.12** | **97.29** | **97.77** | **96.48** |
| **2** | **93.96** | **96.28** | **73.46** | **73.47** | **84.29** |
| | **94.03** | **94.53** | **87.23** | **96.38** | **93.04** |
| **3** | **97.82** | **79.65** | **75.89** | **75.91** | **82.31** |
| | **92.89** | **78.86** | **77.39** | **91.71** | **85.21** |
| **4** | **96.61** | **86.93** | **68.36** | **68.37** | **80.06** |
| | **97.17** | **85.97** | **90.41** | **97.27** | **92.70** |
| **5** | **96.18** | **87.43** | **73.51** | **73.51** | **82.65** |
| | **95.96** | **79.69** | **86.67** | **95.94** | **89.56** |
| **6** | **79.19** | **80.07** | **57.13** | **57.18** | **68.39** |
| | **83.91** | **94.50** | **82.32** | **84.31** | **86.26** |
| **7** | **95.58** | **95.11** | **69.13** | **69.13** | **82.23** |
| | **96.52** | **94.50** | **94.16** | **95.38** | **95.14** |
| **8** | **95.25** | **95.06** | **68.98** | **68.99** | **82.07** |
| | **96.47** | **94.02** | **91.70** | **95.32** | **94.37** |

**Tableau 4. 4—** Taux de précision moyens et déviations standards de la segmentation de la couleur de peau par espace de couleur dans l'UTD.

| | Espace de couleur | RGB | HSV | YUV | YCbCr |
|---|---|---|---|---|---|
| **Seuils classiques** | **Précision moyenne (%)** | 94.01 | 89.23 | 70.98 | 71.00 |
| | **σ (%)** | 6.11 | 6.75 | 7.09 | 7.08 |
| **Seuils empiriques** | **Précision moyenne (%)** | 94.33 | 89.39 | 88.39 | 94.26 |
| | **σ (%)** | 4.51 | 6.87 | 6.43 | 4.41 |

## 3. Simulations avec FEI

Les résultats de la détection de peau par seuillage dans la galerie FEI sont illustrés dans les tableaux 4.5 et 4.6 respectivement. De même ici, L'utilisation des seuils classiques produit les taux de détection les plus élevés dans les espaces colorimétriques RGB et HSV avec le modèle RGB au sommet du classement. Ces taux sont satisfaisants dans certains cas et moyens dans d'autres. Les espaces YUV et YCbCr fournissent des taux de détection analogues qui sont tout juste moyens. Les précisions moyennes par espace de couleur maintiennent le classement des performances de chaque modèle de couleur, mais les valeurs de **σ** correspondantes que YUV et YCbCr sont plus stables avec des déviations standards les plus faibles.

Les résultats en relation avec les seuils proposés sont très satisfaisants, quel que soit la teinte de peau ou l'espace de couleur considéré. Néanmoins, le classement des espaces colorimétriques selon leurs performances places YUV au sommet suivi de YCbCr, de RGB et de HSV en dernier avec des taux moyens respectifs de 97,45%, 96,16%, 95,63% et 93,78%. Notons que YUV et YCbCr demeurent toujours les plus stables avec les valeurs de **σ** minimes.

En dernière analyse et à l'image de SFA et UTD, l'évaluation numérique des taux rapportés dans le tableau 4.5 montrent l'amélioration remarquable des résultats de segmentation de la couleur de peau engendrée par les seuils empiriques proposés. Plus précisément, les gains en termes de taux de précision moyens sont de 22.32%, 20.56%, 3.52% et 5.68% respectivement aux modèles YUV, YCbCr, RGB et HSV. De manière similaire, les déviations standards ont chuté de 2.72% à 1.70% et de 4.85% à 2.99% respectivement à YUV et RGB. HSV demeure le moins stable avec une valeur de **σ** qui passe de 4.48% à 5.69%.

## 1. Bases d'images faciales de post-détection

A l'issue du processus de détection par seuillage, des bases de données d'images segmentées en régions peau et non peau sont construites relativement à chacune des galeries originales SFA, UTD et FEI étudiées. Les images contenues dans ces galeries de post-détection sont stockées sous le format GT couleur RGB comme illustré sur la figure 4.5.

**Tableau 4. 5**— Précisions de la détection de peau par seuillage dans FEI.

| | Précision de détection (%) | | Seuils classiques / Seuils proposés | | Précision moyenne par image (%) |
|---|---|---|---|---|---|
| Image | RGB | HSV | YUV | YCbCr | |
| 1 | 98.89 | 87.10 | 79.78 | 79.75 | 86.38 |
| | 99.29 | 96.09 | 98.27 | 99.16 | 98.20 |
| 2 | 96.61 | 88.79 | 79.65 | 79.62 | 86.16 |
| | 98.51 | 96.19 | 98.05 | 98.62 | 97.84 |
| 3 | 98.11 | 81.77 | 77.17 | 76.92 | 83.49 |
| | 98.32 | 81.67 | 94.26 | 98.08 | 93.08 |
| 4 | 96.25 | 83.98 | 76.88 | 76.60 | 83.42 |
| | 97.80 | 83.94 | 93.63 | 97.49 | 93.21 |
| 5 | 92.48 | 87.32 | 84.15 | 84.04 | 86.99 |
| | 96.53 | 93.66 | 97.36 | 97.41 | 96.24 |
| 6 | 96.40 | 82.07 | 86.26 | 86.18 | 86.99 |
| | 97.16 | 93.94 | 97.07 | 98.11 | 96.57 |
| 7 | 95.53 | 88.88 | 77.81 | 77.81 | 85.00 |
| | 98.72 | 98.84 | 99.31 | 99.00 | 98.97 |
| 8 | 96.13 | 88.18 | 78.35 | 78.37 | 85.25 |
| | 97.80 | 97.88 | 98.89 | 98.67 | 98.31 |
| 9 | 85.60 | 95.92 | 76.10 | 76.85 | 83.61 |
| | 90.65 | 97.17 | 97.87 | 92.04 | 94.43 |
| 10 | 84.96 | 95.56 | 76.55 | 77.05 | 83.53 |
| | 90.55 | 96.87 | 97.44 | 90.15 | 93.75 |
| 11 | 89.21 | 92.80 | 77.73 | 77.90 | 84.41 |
| | 94.32 | 97.56 | 99.09 | 96.05 | 96.75 |
| 12 | 84.84 | 97.12 | 78.66 | 78.66 | 84.82 |
| | 90.74 | 98.55 | 98.22 | 90.58 | 94.52 |
| 13 | 88.47 | 88.29 | 78.85 | 81.75 | 84.34 |
| | 91.57 | 96.01 | 98.11 | 93.15 | 94.71 |
| 14 | 88.31 | 84.68 | 79.76 | 81.02 | 83.44 |
| | 93.42 | 95.14 | 98.18 | 93.94 | 95.17 |
| 15 | 90.49 | 91.45 | 81.02 | 81.02 | 85.99 |
| | 95.57 | 97.29 | 98.88 | 95.42 | 96.79 |
| 16 | 87.11 | 90.30 | 81.75 | 81.77 | 85.23 |
| | 96.80 | 97.40 | 98.95 | 97.77 | 97.73 |
| 17 | 95.60 | 86.60 | 81.64 | 79.63 | 85.86 |
| | 96.66 | 82.91 | 95.17 | 97.28 | 93.00 |
| 18 | 95.70 | 86.55 | 82.11 | 80.74 | 86.27 |
| | 96.97 | 87.03 | 95.38 | 97.91 | 94.32 |

**Tableau 4. 6—** Taux de précision moyens et déviations standards de la segmentation de la couleur de peau par espace de couleur dans FEI.

| | Espace de couleur | RGB | HSV | YUV | YCbCr |
|---|---|---|---|---|---|
| **Seuils classiques** | **Précision moyenne (%)** | 92.26 | 88.74 | 79.67 | 79.76 |
| | **σ (%)** | 4.85 | 4.48 | 2.72 | 2.61 |
| **Seuils empiriques** | **Précision moyenne (%)** | 95.63 | 93.78 | 97.45 | 96.16 |
| | **σ (%)** | 2.99 | 5.69 | 1.70 | 2.92 |

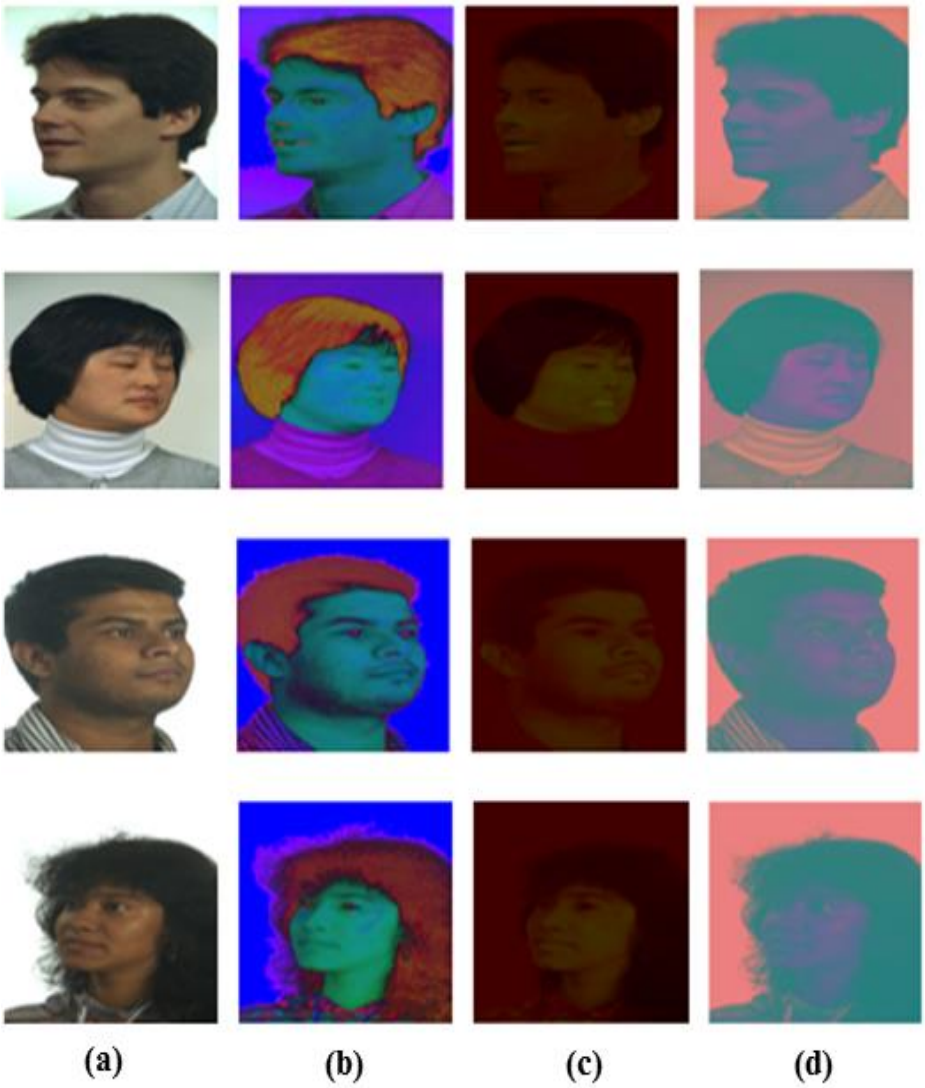


**Fig.4. 4—** Exemple d'images faciales originales correspondant à différentes teintes de peau, représentées dans les quatre espaces colorimétriques. (a) RGB. (b) HSV. (c) YUV. (d) YCbCr.

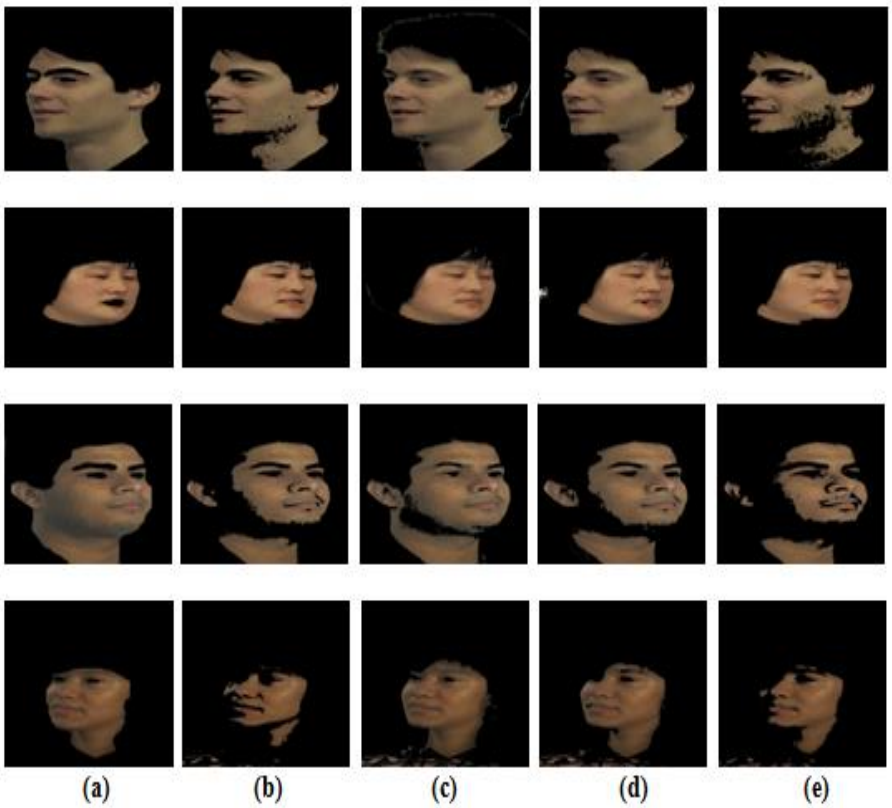


**Fig.4. 5—** Illustration graphique des galeries de post-détection à l'issue de l'approche de seuillage. (a) Image GT originale. (b)-(d) Exemple d'mages GT. obtenues dans les espaces RGB, HSV, YUV et YCbCr respectivement.

## 3.3. Méthode de mesure de similarité de la couleur de peau

Ces simulations visent à estimer le rendement d'une nouvelle approche de détection de la peau en profitant des échantillons peau et non peau pourvus avec chaque image faciale de SFA à travers un processus simple de mesure de similarité de la couleur de peau par le biais de la DE et la DM. Ainsi donc, l'algorithme de la figure 3.9 est exécuté selon deux alternatives. La première utilise les trois échantillons de peau (Skin-1, Skin-2 et Skin-3) SFA originaux dans les six tailles 1×1, 3×3, 5×5, 7×7, 19×19 et 35×35. La seconde évalue l'emploie simultané de plusieurs échantillons de peau SFA dans les combinaisons spécifiques (minimum, maximum, moyenne, médiane) évoquées précédemment (Fig.3.8) pour voir toute amélioration majeure dans le processus de segmentation en classes peau et non peau de n'importe quelle image de visage testée.

### 1. Simulations avec SFA

#### a. Résultats vis-à-vis des échantillons peau SFA

Les valeurs du tableau 4.7 illustrent les résultats relatifs à chacune des deux distances métriques, DE et DM, en termes de précisions moyennes par image (PMI) moyennés sur les six tailles d'échantillons peau SFA considérés. Le tableau 4.8 exhibe les pourcentages des précisions moyennes par taille d'échantillon (PMTE) évalués sur les quinze images de test. Les déviations standards (**σ**) par taille d'échantillon sont résumées dans le tableau 4.9.

Pour tous types d'échantillons peau utilisés, deux remarques générales peuvent être admises :

- D’abord, le principe de mesure de similarité de la couleur de peau donne en moyenne des résultats de détection appréciables aussi bien pour la DE que la DM avec la possibilité d'obtenir des taux de précision supérieurs à 90%, peu importe la couleur de peau ou les conditions d’acquisition.
- Ensuite, les taux de précision varient d'une taille de masque à l'autre et d'une couleur de peau à l'autre. Néanmoins, les meilleures performances sont atteintes avec les tailles de masque 5×5 et 7×7. Sans oublier de mentionner que la peau noire et brune constituent toujours un défi, leurs taux de détection respectifs demeurent parfois les plus faibles. Quant aux pourcentages de **σ**, ils montrent clairement une légère supériorité du masque de taille 7×7 avec les plus faibles valeurs. Mais les proportions données par les masques de taille 5×5, 19×19 et 35×35 demeurent comparables. Les valeurs les plus élevées sont produites par les masques de petite taille, 1×1 et 3×3.

### b. Résultats vis-à-vis des échantillons représentatifs de peau

L’exécution des simulations avec les échantillons représentatifs est élaborée en adoptant les mêmes tailles de masques utilisées avec les échantillons SFA originaux. Les résultats de détection sont résumés dans les tableaux 4.10-4.12. Les chiffres illustrés ne révèlent aucune amélioration significative de détection. Mais globalement, les taux relatifs aux règles du maximum, de la moyenne et la médiane sont comparables à ceux réalisés par les échantillons originaux, en précisant que la règle de la médiane exhibe les meilleures performances par rapport aux autres. Cependant, les valeurs de **σ** sont quelque peu fortes à l’exception de celles relatives à la règle de la médiane qui approchent les valeurs données par les échantillons originaux.

**Tableau 4. 7**— Précisions moyennes par image avec SFA.

| | **PMI (%) : DE** | | | **PMI (%) : DM** | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **Images** | **Skin-1** | **Skin-2** | **Skin-3** | **Skin-1** | **Skin-2** | **Skin-3** |
| **1** | 96.06 | 96.45 | 96.15 | 95.95 | 96.49 | 96.14 |
| **2** | 94.24 | 94.32 | 94.92 | 94.44 | 94.41 | 94.92 |
| **3** | 97.04 | 97.28 | 97.21 | 97.12 | 97.35 | 97.30 |
| **4** | 92.81 | 93.62 | 94.24 | 92.59 | 93.69 | 94.26 |
| **5** | 91.60 | 92.23 | 92.39 | 91.57 | 92,20 | 92.76 |
| **6** | 95.32 | 95.05 | 96.37 | 95.49 | 95.56 | 96.61 |
| **7** | 86.08 | 89.68 | 89.36 | 86.11 | 89.75 | 89.62 |
| **8** | 88.59 | 90.38 | 89.52 | 88.48 | 90.52 | 89.51 |
| ***9*** | 90.03 | 92.82 | 93.48 | 89.81 | 93.04 | 93.32 |
| **10** | 93.96 | 94.07 | 94.45 | 93.84 | 94.20 | 94.43 |
| **11** | 88.03 | 87.70 | 85.38 | 88.20 | 87.64 | 85.24 |
| **12** | 84.38 | 86.22 | 87.61 | 83.89 | 86.24 | 87.22 |
| **13** | 90.14 | 90.64 | 91.04 | 90.025 | 90.67 | 91.01 |
| **14** | 87.25 | 90.08 | 90.97 | 85.91 | 90.24 | 90.87 |
| **15** | 86.31 | 86.04 | 87.57 | 85.80 | 86.12 | 86.74 |

**Tableau 4. 8—** Précisions moyennes par taille d'échantillon avec SFA.

| | | PMTE (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Mesure** | **Echantillon** | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| **DE** | **Skin -1** | 88.89 | 90.96 | 91.77 | 91.63 | 90.89 | 90.58 |
| | **Skin -2** | 89.86 | 92.19 | 92.78 | 92.78 | 92.21 | 90.76 |
| | **Skin -3** | 91.16 | 92.44 | 92.63 | 92.55 | 92.45 | 91.04 |
| **DM** | **Skin -1** | 88.43 | 90.95 | 91.75 | 91.82 | 91.06 | 89.65 |
| | **Skin -2** | 89.58 | 92.15 | 92.81 | 92.91 | 92.37 | 91.42 |
| | **Skin -3** | 90.79 | 92.41 | 92.45 | 92.58 | 92.52 | 91.22 |

**Tableau 4. 9—** Déviations standards (**σ**) par taille d'échantillon avec SFA.

| | | σ (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Mesure** | **Echantillon** | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| **DE** | **Skin-1** | 5.58 | 4.12 | 3.88 | 3.61 | 3.73 | 3.71 |
| | **Skin-2** | 4.37 | 3.64 | 3.24 | 3.15 | 3.42 | 3.93 |
| | **Skin-3** | 4.27 | 3.92 | 3.78 | 3.73 | 3.27 | 3.80 |
| **DM** | **Skin-1** | 5.77 | 4.15 | 3.87 | 3.73 | 3.75 | 4.58 |
| | **Skin-2** | 4.64 | 3.71 | 3.26 | 3.19 | 3.46 | 3.92 |
| | **Skin-3** | 4.48 | 3.92 | 4.00 | 3.76 | 3.54 | 3.97 |

**Tableau 4. 10—** Précisions moyennes par image avec échantillons représentatifs dans SFA.

| | DE : PMI (%) | | | | DM : PMI (%) | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Image / Règle** | **Min.** | **Max.** | **Moy.** | **Méd.** | **Min.** | **Max.** | **Moy.** | **Méd.** |
| **1** | 95.59 | 94.96 | 95.64 | 95.95 | 96.53 | 95.17 | 95.82 | 96.00 |
| **2** | 91.73 | 94.37 | 94.81 | 94.76 | 93.31 | 93.61 | 94.82 | 94.70 |
| **3** | 95.62 | 96.46 | 96.87 | 97.24 | 96.78 | 96.63 | 97.09 | 97.38 |
| **4** | 88.15 | 90.33 | 91.52 | 93.07 | 88.60 | 92.63 | 91.76 | 93.10 |
| **5** | 87.47 | 88.64 | 91.11 | 91.14 | 86.64 | 82.17 | 84.85 | 87.18 |
| **6** | 75.08 | 95.94 | 96.81 | 96.57 | 87.80 | 85.96 | 87.07 | 89.33 |
| **7** | 83.43 | 82.07 | 84.58 | 87.24 | 91.67 | 86.45 | 88.26 | 91.10 |
| **8** | 86.73 | 85.61 | 86.73 | 89.24 | 89.44 | 92.94 | 94.12 | 93.61 |
| ***9*** | 91.28 | 86.38 | 88.11 | 91.16 | 85.26 | 87.40 | 88.40 | 88.28 |
| **10** | 88.41 | 93.16 | 94.31 | 93.76 | 80.18 | 79.88 | 81.16 | 83.96 |
| **11** | 84.80 | 87.61 | 88.24 | 88.13 | 79.49 | 89.92 | 90.09 | 90.44 |
| **12** | 80.39 | 80.00 | 80.98 | 84.23 | 88.23 | 84.83 | 86.71 | 89.11 |
| **13** | 80.48 | 89.68 | 89.74 | 90.31 | 76.34 | 81.13 | 83.26 | 84.78 |
| **14** | 87.45 | 84.82 | 86.47 | 89.32 | 87.88 | 88.67 | 91.58 | 91.14 |
| **15** | 76.32 | 81.84 | 83.32 | 85.18 | 84.72 | 96.10 | 96.96 | 96.86 |

**Tableau 4. 11—** Précisions moyennes par taille d'échantillon représentatif avec SFA.

| | | PMTE (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Mesure** | **Règle** | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| **DE** | **Min.** | 87.52 | 87.07 | 86.65 | 86.64 | 85.17 | 84.12 |
| | **Max.** | 85.93 | 89.43 | 89.84 | 90.14 | 89.51 | 87.90 |
| | **Moy.** | 89.65 | 90.56 | 90.79 | 90.75 | 89.55 | 88.39 |
| | **Méd.** | 89.93 | 91.86 | 92.35 | 92.32 | 91.12 | 89.34 |
| **DM** | **Min.** | 86.55 | 87.07 | 86.86 | 87.16 | 86.52 | 84.98 |
| | **Max.** | 86.21 | 89.26 | 89.85 | 90.27 | 89.62 | 88.54 |
| | **Moy.** | 89.99 | 90.62 | 90.87 | 90.90 | 89.93 | 89.00 |
| | **Méd.** | 89.13 | 91.67 | 86.55 | 92.34 | 91.34 | 89.99 |

**Tableau 4. 12—** Déviations standards (**σ**) par taille d'échantillon représentatif avec SFA.

| | | σ (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Mesure** | **Règle** | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| **DE** | **Min.** | 6.18 | 6.47 | 6.23 | 6.12 | 6.41 | 6.55 |
| | **Max.** | 7.22 | 5.41 | 5.26 | 5.00 | 4.79 | 5.12 |
| | **Moy.** | 5.71 | 5.11 | 4.89 | 4.85 | 4.95 | 5.07 |
| | **Méd.** | 5.20 | 4.03 | 3.70 | 3.56 | 3.87 | 4.52 |
| **DM** | **Min.** | 7.88 | 6.70 | 6.70 | 6.98 | 7.10 | 8.41 |
| | **Max.** | 7.79 | 5.69 | 5.37 | 5.02 | 5.00 | 5.29 |
| | **Moy.** | 5.61 | 5.14 | 4.92 | 4.92 | 4.93 | 4.91 |
| | **Méd.** | 5.71 | 4.16 | 3.73 | 3.58 | 3.84 | 4.54 |

## 2. Simulations avec UTD

### a. Résultats vis-à-vis des échantillons peau SFA

De même que pour SFA, les résultats de mesure de similarité avec les échantillons de peau originaux dans l'UTD sont représentés dans les tableaux 4.13-15. Les valeurs affichées révèlent que l'exploitation des échantillons de peau de SFA pour les besoins de détection de visage dans des images faciales en dehors de SFA permet de réaliser en moyenne des taux de précision supérieurs à 88% et pouvant même dépasser les 90%. Hors que dans ce cas de l'UTD, les tailles de masques qui procurent les meilleures performances sont les plus petites de 1×1 et 3×3.

**Tableau 4. 13—** Précisions moyennes par taille d'échantillon avec l'UTD.

| | | PMTE (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Mesure** | **Echantillon** | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| **DE** | **Skin-1** | 90.68 | 89.84 | 88.59 | 88.99 | 88.14 | 89.40 |
| | **Skin-2** | 90.16 | 90.86 | 90.78 | 90.91 | 90.94 | 90.86 |
| | **Skin-3** | 90.83 | 90.46 | 89.79 | 89.37 | 89.16 | 89.80 |
| **DM** | **Skin-1** | 88.27 | 88.58 | 89.00 | 88.43 | 88.26 | 89.61 |
| | **Skin-2** | 90.59 | 90.81 | 90.75 | 90.87 | 90.77 | 91.28 |
| | **Skin-3** | 90.72 | 90.45 | 89.91 | 89.49 | 89.11 | 89.95 |

**Tableau 4. 14—** Déviations standards (**σ**) par taille d'échantillon avec l'UTD.

| | | σ (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Mesure** | **Echantillon** | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| **DE** | **Skin-1** | 5.79 | 6.42 | 6.26 | 6.73 | 7.00 | 5.15 |
| | **Skin-2** | 5.78 | 5.28 | 5.17 | 5.12 | 4.91 | 4.04 |
| | **Skin-3** | 5.20 | 5.56 | 5.36 | 5.42 | 5.22 | 4.28 |
| **DM** | **Skin-1** | 10.63 | 9.04 | 7.93 | 7.92 | 7.11 | 4.93 |
| | **Skin-2** | 5.34 | 5.28 | 5.14 | 5.09 | 4.61 | 3.65 |
| | **Skin-3** | 5.11 | 5.48 | 5.36 | 5.36 | 5.18 | 4.65 |

**Tableau 4. 15—** Précisions moyennes par image avec l'UTD.

| | DE : PMI (%) | | | DM : PMI (%) | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **Images** | **Skin-1** | **Skin-2** | **Skin-3** | **Skin-1** | **Skin-2** | **Skin-3** |
| **1** | 93.22 | 91.21 | 91.35 | 93.17 | 90.94 | 91.43 |
| **2** | 80.01 | 89.25 | 91.92 | 73.66 | 89.86 | 92.09 |
| **3** | 87.47 | 87.12 | 83.36 | 87.59 | 87.41 | 85.48 |
| **4** | 93.39 | 94.69 | 94.52 | 94.74 | 94.89 | 92.62 |
| **5** | 91.19 | 92.51 | 89.86 | 91.56 | 90.47 | 89.79 |
| **6** | 80.31 | 80.91 | 80.78 | 80.13 | 83.19 | 81.04 |
| **7** | 94.17 | 95.17 | 93.50 | 94.09 | 95.04 | 93.44 |
| **8** | 94.43 | 95.14 | 93.90 | 94.60 | 94.98 | 93.61 |

### b. Résultats vis-à-vis des échantillons représentatifs de peau

Il s'agit de l'ensemble des simulations le plus important, le but principal de création des nouveaux échantillons étant de générer des échantillons universels représentatifs de la peau humaine dans toutes ces teintes. Les tableaux 4.16-4.18 dévoilent les résultats obtenus qui sont pour le moins appréciables et très encourageant, surtout ceux atteints avec les deux règles de la moyenne et la médiane dont les taux moyens dépassent les 90% et surpassent les taux obtenus avec les échantillons originaux. La règle du minimum fournit les taux les plus faibles mais néanmoins au-dessus des 80% en moyenne.

**Tableau 4. 16—** Précisions moyennes par taille d'échantillon représentatif avec l'UTD.

| | | PMTE (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Mesure** | **Règle** | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| **DE** | **Min.** | 82.33 | 82.44 | 81.67 | 81.62 | 82.08 | 81.68 |
| | **Max.** | 88.38 | 89.68 | 91.17 | 90.55 | 90.62 | 90.87 |
| | **Moy.** | 92.01 | 92.19 | 91.97 | 91.70 | 90.92 | 91.46 |
| | **Méd.** | 91.47 | 91.47 | 90.68 | 90.40 | 91.39 | 90.85 |
| **DM** | **Min.** | 85.72 | 86.13 | 85.42 | 85.61 | 85.10 | 84.98 |
| | **Max.** | 88.43 | 89.35 | 90.92 | 90.10 | 90.84 | 90.77 |
| | **Moy.** | 91.93 | 92.08 | 91.92 | 91.78 | 91.47 | 91.43 |
| | **Méd.** | 92.21 | 91.48 | 90.68 | 90.49 | 91.37 | 91.14 |

**Tableau 4. 17—** Déviations standards (**σ**) par taille d'échantillon représentatif avec l'UTD.

| | | σ (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Mesure** | **Règle** | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| **DE** | **Min.** | 12.19 | 9.82 | 10.25 | 9.80 | 8.45 | 7.54 |
| | **Max.** | 6.90 | 6.72 | 4.84 | 5.38 | 5.09 | 3.94 |
| | **Moy.** | 5.26 | 5.18 | 5.12 | 5.09 | 5.07 | 4.43 |
| | **Méd.** | 5.22 | 5.22 | 5.72 | 5.84 | 4.30 | 4.67 |
| **DM** | **Min.** | 8.04 | 6.59 | 6.79 | 6.51 | 6.95 | 5.20 |
| | **Max.** | 6.60 | 7.03 | 4.93 | 6.02 | 5.02 | 3.88 |
| | **Moy.** | 5.21 | 5.16 | 5.08 | 4.99 | 4.78 | 4.17 |
| | **Méd.** | 5.25 | 5.21 | 5.69 | 5.83 | 4.51 | 4.34 |

**Tableau 4. 18 —** Précisions moyennes par image avec échantillons représentatifs dans l'UTD.

| | DE : PMI (%) | | | | DM : PMI (%) | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Image / Règle** | **Min.** | **Max.** | **Moy.** | **Méd.** | **Min.** | **Max.** | **Moy.** | **Méd.** |
| **1** | 91.19 | 91.76 | 92.72 | 93.81 | 92.10 | 91.34 | 92.85 | 93.78 |
| **2** | 69.80 | 84.83 | 92.59 | 86.86 | 82.55 | 84.13 | 92.68 | 87.66 |
| **3** | 79.83 | 84.83 | 90.90 | 89.19 | 80.74 | 91.53 | 90.84 | 89.92 |
| **4** | 70.90 | 93.62 | 94.81 | 95.27 | 82.82 | 93.57 | 94.91 | 95.43 |
| **5** | 83.53 | 93.18 | 93.77 | 92.83 | 84.48 | 93.25 | 93.74 | 92.68 |
| **6** | 75.85 | 79.50 | 79.82 | 81.00 | 76.21 | 79.54 | 80.15 | 80.89 |
| **7** | 92.60 | 93.56 | 94.34 | 94.51 | 92.70 | 93.57 | 94.20 | 94.65 |
| **8** | 92.05 | 93.57 | 94.73 | 94.87 | 92.34 | 93.61 | 94.78 | 94.82 |

## 3. Simulations avec FEI

### a. Résultats vis-à-vis des échantillons peau SFA

Les mêmes manipulations à l'aide des échantillons originaux sont effectuées pour segmenter en régions peau et non peau les images faciales de la base FEI. Les tableaux 4.19-4.21 délivrent les résultats obtenus. De par les valeurs, les taux moyens sont très satisfaisants dépassant pour la plupart le seuil des 90% quel que soit la teinte de la peau ou la taille des échantillons et pouvant atteindre les 97%. Pour les données FEI, les tailles de masque les plus performantes sont 3×3, 5×5 et 7×7. Sans oublier de noter que les déviations standards sont faibles pour tous les formats de masques.

**Tableau 4. 19 —** Précisions moyennes par taille d'échantillon avec FEI.

| | | PMTE (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Mesure** | **Echantillon** | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| **DE** | **Skin-1** | 92.50 | 93.42 | 93.89 | 93.64 | 92.28 | 91.12 |
| | **Skin-2** | 88.70 | 94.18 | 94.38 | 94.27 | 92.95 | 91.93 |
| | **Skin-3** | 93.78 | 94.42 | 94.97 | 94.84 | 93.79 | 92.70 |
| **DM** | **Skin-1** | 92.15 | 93.16 | 93.77 | 93.62 | 92.47 | 92.19 |
| | **Skin-2** | 89.58 | 94.04 | 94.27 | 94.28 | 93.08 | 92.38 |
| | **Skin-3** | 93.63 | 94.50 | 94.95 | 95.05 | 93.96 | 93.25 |

**Tableau 4. 20 —** Précisions moyennes par image avec FEI.

| | DE: PMI (%) | | | DM: PMI (%) | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **Images** | **Skin-1** | **Skin-2** | **Skin-3** | **Skin-1** | **Skin-2** | **Skin-3** |
| **1** | 96.47 | 95.98 | 97.06 | 96.59 | 96.29 | 97.20 |
| **2** | 96.16 | 96.13 | 96.60 | 96.24 | 96.11 | 96.59 |
| **3** | 96.11 | 94.93 | 96.38 | 96.41 | 95.23 | 96.53 |
| **4** | 95.22 | 93.40 | 95.07 | 95.47 | 94.05 | 95.36 |
| **5** | 94.00 | 93.27 | 95.00 | 94.07 | 93.48 | 95.05 |
| **6** | 95.51 | 95.68 | 95.93 | 95.65 | 95.78 | 96.06 |
| **7** | 94.50 | 94.61 | 96.41 | 94.32 | 94.95 | 96.49 |
| **8** | 94.75 | 93.95 | 96.19 | 94.88 | 94.48 | 96.47 |
| ***9*** | 87.96 | 89.04 | 89.69 | 88.18 | 88.70 | 90.10 |
| **10** | 87.94 | 88.79 | 89.69 | 87.25 | 88.24 | 89.87 |
| **11** | 90.27 | 91.64 | 91.72 | 90.37 | 91.82 | 92.11 |
| **12** | 90.88 | 90.99 | 93.52 | 91.10 | 91.10 | 93.54 |
| **13** | 88.24 | 87.47 | 89.96 | 88.21 | 88.24 | 89.85 |
| **14** | 89.71 | 90.36 | 92.67 | 89.90 | 90.75 | 92.88 |
| **15** | 94.36 | 95.10 | 95.62 | 94.68 | 95.32 | 95.72 |
| **16** | 90.27 | 91.01 | 92.80 | 89.85 | 91.50 | 92.86 |
| **17** | 94.41 | 92.48 | 94.70 | 94.55 | 92.90 | 94.84 |
| **18** | 93.80 | 94.40 | 94.43 | 94.35 | 94.43 | 94.51 |

**Tableau 4. 21 —** Déviations standards (**σ**) par taille d'échantillon avec FEI.

| | | **σ (%)** | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Metriques** | **Echentillons** | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| **DE** | **Skin-1** | 4.12 | 3.25 | 2.87 | 2.94 | 2.92 | 2.95 |
| | **Skin-2** | 5.17 | 2.83 | 2.66 | 2.62 | 2.56 | 2.87 |
| | **Skin-3** | 3.05 | 2.76 | 2.20 | 2.50 | 2.41 | 2.54 |
| **DM** | **Skin-1** | 4.33 | 3.41 | 3.05 | 2.98 | 3.04 | 3.11 |
| | **Skin-2** | 4.57 | 3.09 | 2.92 | 2.80 | 2.81 | 2.72 |
| | **Skin-3** | 3.18 | 2.63 | 2.27 | 2.22 | 2.51 | 2.52 |

### b. Résultats vis-à-vis des échantillons représentatifs de peau

De même que pour les données UTD, cet ensemble de simulations a pour but de vérifier la capacité des échantillons représentatifs générés à détecter efficacement les visages dans une image faciale en dehors de SFA. Les résultats sont illustrés dans les tableaux 4.22-4.24. Les taux affichés sont très satisfaisants et comparables à ceux obtenus à l'aide des échantillons originaux quel que soit la teinte de peau. On constate cependant que les tailles de masques les plus petites délivrent les taux les plus grands. D'autre part, les meilleures performances réalisées avec FEI sont obtenues avec les règles du minimum, de la médiane et du maximum. Les plus modestes correspondent à la règle de la moyenne.

**Tableau 4. 22 —** Précisions moyennes par image avec échantillons représentatifs dans FEI.

| | DE : PMI (%) | | | | DM : PMI (%) | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Image / Règle** | **Min.** | **Max.** | **Moy.** | **Méd.** | **Min.** | **Max.** | **Moy.** | **Méd.** |
| **1** | 97.72 | 96.00 | 97.34 | 97.47 | 97.71 | 94.85 | 97.35 | 97.46 |
| **2** | 97.41 | 95.86 | 96.72 | 97.11 | 97.52 | 95.96 | 96.74 | 97.24 |
| **3** | 94.75 | 92.28 | 96.74 | 95.05 | 95.10 | 93.40 | 96.94 | 94.81 |
| **4** | 93.79 | 90.64 | 96.05 | 93.30 | 94.27 | 91.56 | 96.24 | 93.59 |
| **5** | 95.51 | 90.78 | 94.35 | 95.04 | 95.66 | 91.30 | 94.43 | 95.06 |
| **6** | 96.38 | 95.51 | 95.75 | 95.96 | 96.28 | 94.24 | 95.81 | 96.04 |
| **7** | 97.03 | 92.26 | 94.45 | 96.16 | 97.19 | 92.18 | 94.38 | 96.20 |
| **8** | 96.84 | 91.54 | 94.74 | 95.74 | 97.00 | 91.00 | 94.70 | 95.93 |
| ***9*** | 92.70 | 86.42 | 87.91 | 88.57 | 93.34 | 86.62 | 87.93 | 88.82 |
| **10** | 95.32 | 86.15 | 87.36 | 88.14 | 95.43 | 86.19 | 87.29 | 88.54 |
| **11** | 89.61 | 86.33 | 88.67 | 87.94 | 89.44 | 86.38 | 88.64 | 87.01 |
| **12** | 93.46 | 89.49 | 90.75 | 91.18 | 93.69 | 90.19 | 90.93 | 91.25 |
| **13** | 96.24 | 81.87 | 88.18 | 87.05 | 96.25 | 82.29 | 88.17 | 86.88 |
| **14** | 89.26 | 83.33 | 88.10 | 89.77 | 88.27 | 93.32 | 87.93 | 89.93 |
| **15** | 92.37 | 93.24 | 93.66 | 94.29 | 92.41 | 93.32 | 94.05 | 94.38 |
| **16** | 94.64 | 84.18 | 92.14 | 86.41 | 94.26 | 93.32 | 92.13 | 85.22 |
| **17** | 90.50 | 88.25 | 92.13 | 91.96 | 90.55 | 89.30 | 92.31 | 90.53 |
| **18** | 90.51 | 90.93 | 94.05 | 93.75 | 90.52 | 89.98 | 93.86 | 92.87 |

**Tableau 4. 23** — Précisions moyennes par taille d'échantillon représentatif avec FEI.

| | | PMTE (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Mesure** | **Règle** | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| **DE** | **Min.** | 92.96 | 95.18 | 94.78 | 95.46 | 94.14 | 92.18 |
| | **Max.** | 79.45 | 90.99 | 92.84 | 92.59 | 91.39 | 90.60 |
| | **Moy.** | 93.71 | 93.40 | 93.32 | 93.02 | 91.81 | 91.14 |
| | **Méd.** | 94.03 | 94.32 | 92.11 | 91.51 | 92.86 | 90.13 |
| **DM** | **Min.** | 93.67 | 94.80 | 94.05 | 94.83 | 94.42 | 93.20 |
| | **Max.** | 81.38 | 90.19 | 92.87 | 91.07 | 91.69 | 91.10 |
| | **Moy.** | 93.59 | 93.36 | 93.31 | 93.03 | 91.96 | 91.36 |
| | **Méd.** | 93.82 | 94.03 | 91.64 | 90.74 | 93.32 | 90.38 |

**Tableau 4. 24 —** Déviations standards (**σ**) par taille d'échantillon représentatif avec FEI.

| | | **σ (%)** | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Mesure** | **Règle** | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| **DE** | **Min.** | 5.46 | 2.51 | 3.00 | 2.10 | 2.49 | 2.79 |
| | **Max.** | 9.70 | 5.42 | 3.70 | 3.75 | 3.76 | 3.53 |
| | **Moy.** | 3.37 | 3.53 | 3.47 | 3.54 | 3.64 | 3.28 |
| | **Méd.** | 3.64 | 3.10 | 4.79 | 5.29 | 3.20 | 4.46 |
| **DM** | **Min.** | 4.28 | 2.89 | 3.71 | 2.68 | 2.35 | 2.77 |
| | **Max.** | 8.15 | 6.59 | 3.65 | 4.55 | 3.81 | 3.74 |
| | **Moy.** | 3.41 | 3.57 | 3.48 | 3.52 | 3.60 | 3.54 |
| | **Méd.** | 3.61 | 3.22 | 5.21 | 6.07 | 3.11 | 4.99 |

## 4. Galeries d'images de post-détection

Similairement, à fin de la détection par mesure de similarité on forme les bases de données d'images de visages de post-détection qui sont divisées en régions peau et non peau correspondant aux échantillons peau originaux et représentatifs générés. Le stockage des images s'effectue, bien entendu, sous le format GT couleur RGB.

En vertu de la diversité des tailles de masques et des échantillons de peau utilisés, on a obtenu plusieurs taux de détection relatifs à une même image par considération aux deux distances métriques DE et DM. C'est pourquoi, le choix judicieux de chaque image de post-détection s'effectue par rapport à la valeur maximale du pourcentage de précision réalisé pour chacune des deux alternatives de l'approche de mesure de similarité. A titre d'exemple, le tableau 4.25 contient les pourcentages de détection réalisés à l'aide des échantillons peau SFA et la mesure DE avec l'image 1 de test de la galerie SFA. L'image de post-détection choisie et stockée est celle qui correspond au taux maximal de 95.97% obtenue par le biais de l'échantillon peau SFA skin-2 dans la taille de masque 1×1. Le tableau 4.26 contient les pourcentages à l'aide de la DE et les échantillons représentatifs pour la même image 1 de SFA. L'image choisie pour archivage est celle qui correspond à la règle de la médiane dans la taille 3×3 avec un pourcentage maximal de 96.81%. En définitif, les simulations intensives que nous avons menées nous ont permis, pour chacune des bases SFA, UTD et FEI examinée, de construire des galeries de post-détection vis-à-vis des échantillons peau pour la DE et la DM. Il en est de même pour les échantillons représentatifs. Les tableaux 4.27-4.28 contiennent les galeries de post-détection SFA formées par rapport à la DE, les échantillons originaux et les échantillons représentatifs respectivement.

**Tableau 4. 25 —** Procédure de formation des galeries de post-détection avec les échantillons peau SFA.

| | **Echantillon /Taille** | 1×1 | 3×3 | 5×5 | 7×7 | 19×19 | 35×35 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Image 1** | **Skin-1** | 95.64 | 96.68 | 96.54 | 96.08 | 95.65 | 95.79 |
| | **Skin-2** | **95.97** | 97.11 | 96.75 | 96.33 | 96.50 | 96.04 |
| | **Skin-3** | 95.73 | 96.52 | 96.48 | 96.42 | 95.74 | 96.02 |

**Tableau 4. 26—** Procédure de formation des galeries de post-détection avec les échantillons représentatifs.

| | **Règle / Taille** | 1×1 | 3×3 | 5×5 | 7×7 | 19×19 | 35×35 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Image 1** | **Min.** | 96.80 | 96.36 | 95.55 | 95.28 | 96.12 | 93.43 |
| | **Max.** | 94.31 | 95.83 | 95.85 | 95.63 | 94.52 | 93.67 |
| | **Moy.** | 96.25 | 96.59 | 96.63 | 96.19 | 94.85 | 93.33 |
| | **Méd.** | 95.91 | **96.81** | 96.57 | 96.27 | 95.48 | 94.67 |

**Tableau 4. 27—** Galerie de post-détection SFA vis-à-vis des échantillons peau.

| | | Précisions maximales de détection (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Image | Echantillon / Taille | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| 1 | **Skin-2** | **95.97** | | | | | |
| 2 | **Skin-3** | | | | **95.32** | | |
| 3 | **Skin-1** | | | **97.78** | | | |
| 4 | **Skin-3** | | | | **95.16** | | |
| 5 | **Skin-2** | | | **94.33** | | | |
| 6 | **Skin-3** | **97.83** | | | | | |
| 7 | **Skin-2** | | | | | **91.40** | |
| 8 | **Skin-2** | | | | | **91.65** | |
| 9 | **Skin-3** | | | | **97.74** | | |
| 10 | **Skin-2** | | | | **94.98** | | |
| 11 | **Skin-1** | | | | | | **98.86** |
| 12 | **Skin-3** | | | | | **89.96** | |
| 13 | **Skin-3** | | | | | **91.66** | |
| 14 | **Skin-3** | | | | | **92.59** | |
| 15 | **Skin-3** | | **89.68** | **89.68** | | | |

**Tableau 4. 28 —** Galerie de post-détection SFA vis-à-vis des échantillons représentatifs.

| | | Précisions maximales de détection (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Image | Règle / Taille | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| 1 | **Médiane** | | **96.81** | | | | |
| 2 | **Moyenne** | **95.64** | | | | | |
| 3 | **Moyenne** | **97.93** | | | | | |
| 4 | **Médiane** | | | **94.56** | | | |
| 5 | **Médiane** | | | **93.58** | | | |
| 6 | **Moyenne** | **97.70** | | | | | |
| 7 | **Médiane** | | | **89.40** | | | |
| 8 | **Médiane** | | | **90.90** | | | |
| 9 | **Minimum** | | **93.47** | | | | |
| 10 | **Moyenne** | | | | | **95.22** | |
| 11 | **Moyenne** | | | | **89.42** | | |
| 12 | **Médiane** | | | | **86.62** | | |
| 13 | **Médiane** | **90.86** | **90.86** | | | | |
| 14 | **Médiane** | | | | **90.97** | | |
| 15 | **Médiane** | **86.83** | **86.83** | | | | |

**Tableau 4. 29 —** Galerie de post-détection UTD vis-à-vis des échantillons peau.

| | | Précisions maximales de détection (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Image | Echantillon / Taille | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| 1 | **Skin-1** | | | | | | **94.22** |
| 2 | **Skin-3** | | **92.95** | | | | |
| 3 | **Skin-1** | **90.12** | | | | | |
| 4 | **Skin-2** | | | | **95.11** | | |
| 5 | **Skin-2** | | **93.52** | | | | |
| 6 | **Skin-3** | | | | | | **83.67** |
| 7 | **Skin-1** | **95.94** | | | | | |
| 8 | **Skin-1** | **96.09** | | | | | |

**Tableau 4. 30 —** Galerie de post-détection UTD vis-à-vis des échantillons représentatifs.

| | | Précisions maximales de détection (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Image | Règle / Taille | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| 1 | **Moyenne** | **94.53** | | | | | |
| 2 | **Moyenne** | | **93.46** | | | | |
| 3 | **Maximum** | | | **92.07** | **92.07** | | |
| 4 | **Moyenne** | **95.83** | | | | | |
| 5 | **Médiane** | **93.56** | **93.56** | | | | |
| 6 | **Médiane** | | | | | | **83.81** |
| 7 | **Médiane** | **94.83** | **94.83** | | | | |
| 8 | **Médiane** | **95.28** | **95.28** | | | | |

**Tableau 4. 31—** Galerie de post-détection FEI vis-à-vis des échantillons peau.

| | | Précisions maximales de détection (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Image | Echantillon / Taille | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| 1 | **Skin-3** | **97.83** | | | | | |
| 2 | **Skin-3** | | | **96.80** | | | |
| 3 | **Skin-2** | | | **97.41** | | | |
| 4 | **Skin-2** | | | **96.76** | | | |
| 5 | **Skin-3** | | **95.72** | | | | |
| 6 | **Skin-3** | **97.22** | | | | | |
| 7 | **Skin-3** | | **97.52** | | | | |
| 8 | **Skin-3** | | | **97.34** | | | |
| 9 | **Skin-3** | | | **91.24** | | | |
| 10 | **Skin-3** | | | **91.31** | | | |
| 11 | **Skin-3** | | | | **94.39** | | |
| 12 | **Skin-3** | | | | | | **94.74** |
| 13 | **Skin-3** | | | **91.05** | | | |
| 14 | **Skin-3** | | | **93.93** | | | |
| 15 | **Skin-3** | | **96.73** | | | | |
| 16 | **Skin-3** | | | | **94.94** | | |
| 17 | **Skin-3** | | | | **95.82** | | |
| 18 | **Skin-2** | | | | **95.72** | | |

**Tableau 4. 32 —** Galerie de post-détection FEI vis-à-vis des échantillons représentatifs.

| | | Précisions maximales de détection (%) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Image | Règle / Taille | **1×1** | **3×3** | **5×5** | **7×7** | **19×19** | **35×35** |
| 1 | **Médiane** | | **98.50** | | | | |
| 2 | **Minimum** | **97.94** | | | | | |
| 3 | **Moyenne** | **97.80** | | | | | |
| 4 | **Moyenne** | **97.05** | | | | | |
| 5 | **Minimum** | **96.73** | | | | | |
| 6 | **Minimum** | **97.70** | | | | | |
| 7 | **Minimum** | | **98.20** | | | | |
| 8 | **Minimum** | | | | | | **96.84** |
| 9 | **Minimum** | | **95.00** | | | | |
| 10 | **Minimum** | | | | **95.84** | | |
| 11 | **Minimum** | | | | **91.76** | | |
| 12 | **Minimum** | | | | **94.30** | | |
| 13 | **Minimum** | **97.11** | | | | | |
| 14 | **Minimum** | | | | **95.34** | | |
| 15 | **Médiane** | | **95.24** | | | | |
| 16 | **Minimum** | | | **95.80** | | | |
| 17 | **Médiane** | **94.39** | | | | | |
| 18 | **Médiane** | **95.52** | | | | | |

## 5. Comparaison seuillage - mesure de similarité de la couleur de peau

Une analyse comparative entre la détection de peau par seuillage et la détection par mesure de similarité de la couleur de peau dans les trois bases de données faciales SFA, UTD et FEI est représentée sur les figures 4.6, 4.7 et 4.8 respectivement. L'évaluation est effectuée en considérant d'une part les taux de précision obtenus dans les quatre espaces de couleur RGB, HSV, YUV et YCbCr (illustrés sur les figures par les nombres 1, 2, 3 et 4 respectivement), et d'autre part les pourcentages de détection engendrés par l'approche de mesure de similarité basée sur la DE et la DM en utilisant l'échantillon SFA Skin-3 et la règle de la médiane avec les tailles de masques indiquées plus haut dans la thèse (illustrées sur les figures par les nombres 1, 3, 5, 7, 19 et 35 respectivement).

Pour ce qui est des données testées SFA, les précisions moyennes basées sur la DE et la DM avec l'échantillon Skin-3 sont comparables à ceux réalisés avec le modèle YUV. Ils surpassent, cependant, ceux engendrés par le processus de seuillage dans les espaces RGB, HSV et YCbCr, en particulier pour les tailles de masques 3×3, 5×5, 7×7 et 19×19. Les mêmes constatations peuvent être émises pour la règle de la médiane avec la DE et DM mais plus particulièrement pour les tailles de masques 3×3 et 7×7.

Pour ce qui est des données testées SFA, les précisions moyennes basées sur la DE et la DM avec l'échantillon Skin-3 sont comparables à ceux réalisés avec le modèle YUV. Ils surpassent, cependant, ceux engendrés par le processus de seuillage dans les espaces RGB, HSV et YCbCr, en particulier pour les tailles de masques 3×3, 5×5, 7×7 et 19×19. Les mêmes constatations peuvent être émises pour la règle de la médiane avec la DE et DM mais plus particulièrement pour les tailles de masques 3×3 et 7×7. Finalement, le graphe des déviations standards certifie que l'approche basée sur la DE et la DM avec

l'échantillon Skin-3 ou la règle de la médiane et les tailles (3×3, 5×5, 7×7 et 19×19) est plus stable tout autant que le seuillage dans l'espace YUV en exhibant des valeurs de **σ** les plus faibles.

En ce qui concerne la base UTD, les taux fournis par l'approche basée sur la DE ou la DM à l'aide de l'échantillon Skin-3 ou la règle de la médiane sont inférieurs à ceux obtenus avec modèles RGB et YCbCr , mais demeurent équivalents sinon légèrement supérieurs à ceux des modèles HSV et YUV. Les déviations standards montrent une plus grande stabilité pour les modèles RGB et YCbCr, la plus faible étant celle affichée par les modèles HSV et YUV avec les plus fortes valeurs de **σ**.

Finalement, les taux relatifs à la galerie FEI montrent que le seuillage dans les espaces YUV, YCbCr et RGB est plus avantageux que l'approche de mesure de similarité, bien que les pourcentages affichés par cette méthode dépassent nettement les 90%. YUV est le modèle le plus stable, mais les valeurs de **σ** relatives aux modèles RGB et YCbCr sont équivalentes à celles liées à l'échantillon Skin-3 avec la DE et la DM. Les valeurs les plus fortes correspondent à la règle de la médiane.

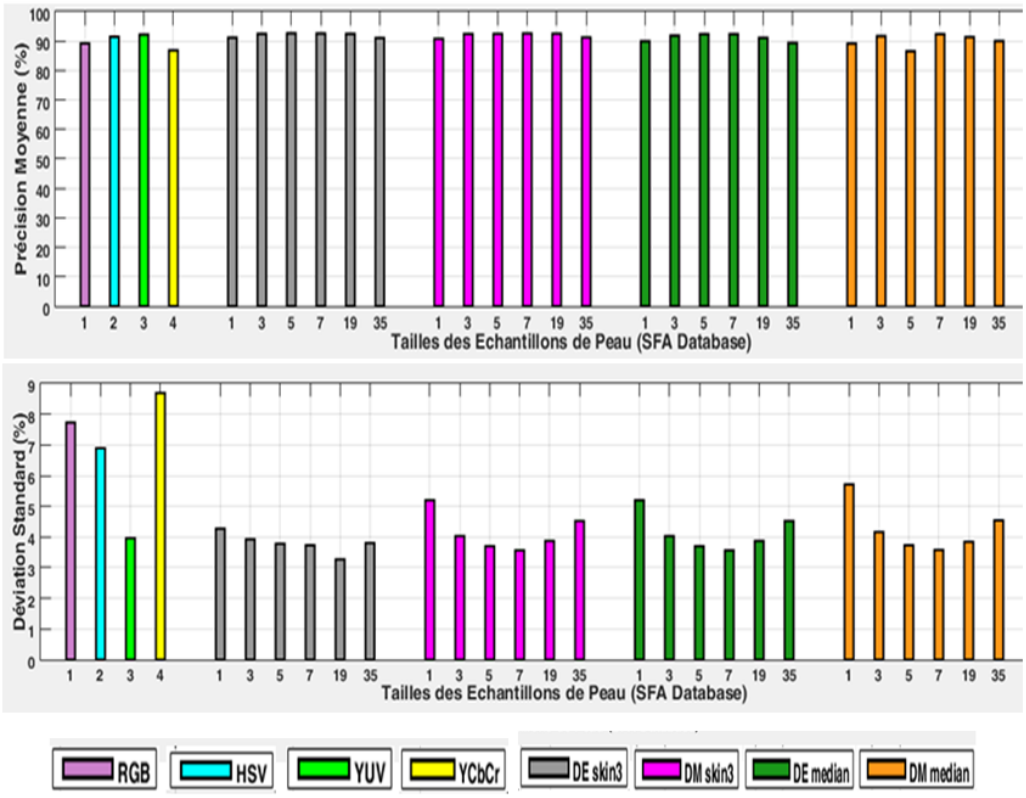


**Fig.4. 6—** Comparaison entre seuillage et mesure de similarité pour la détection de la peau avec SFA.

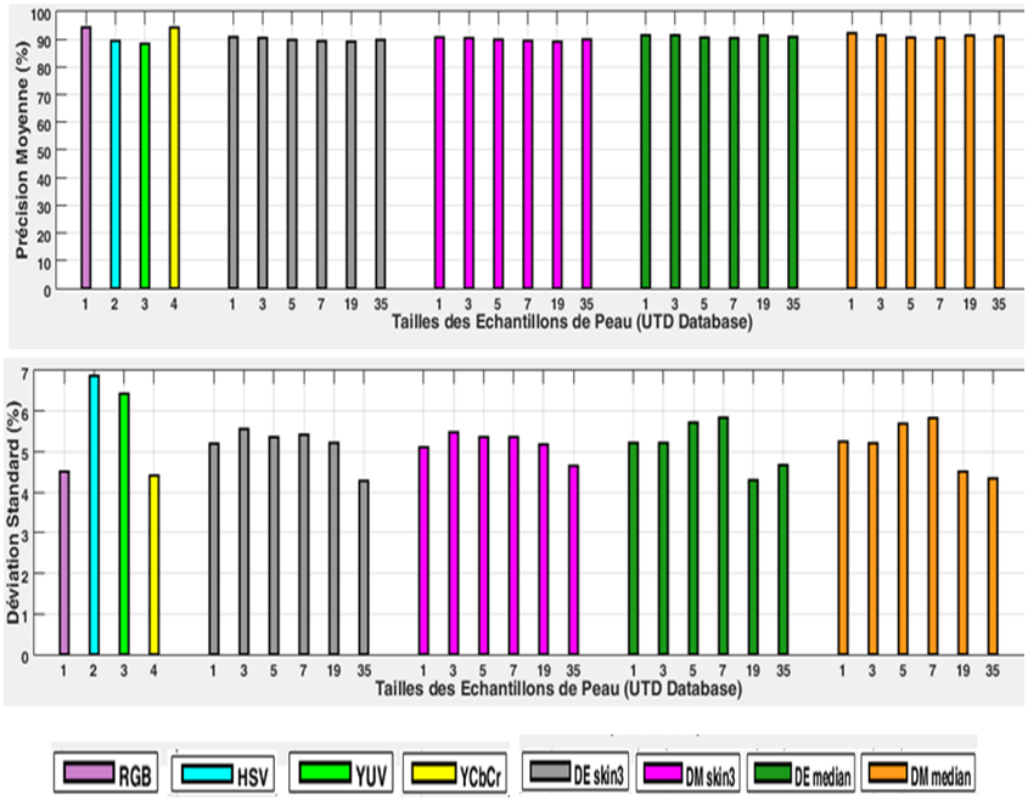


**Fig.4. 7—** Comparaison entre seuillage et mesure de similarité pour la détection de la peau avec l'UTD.

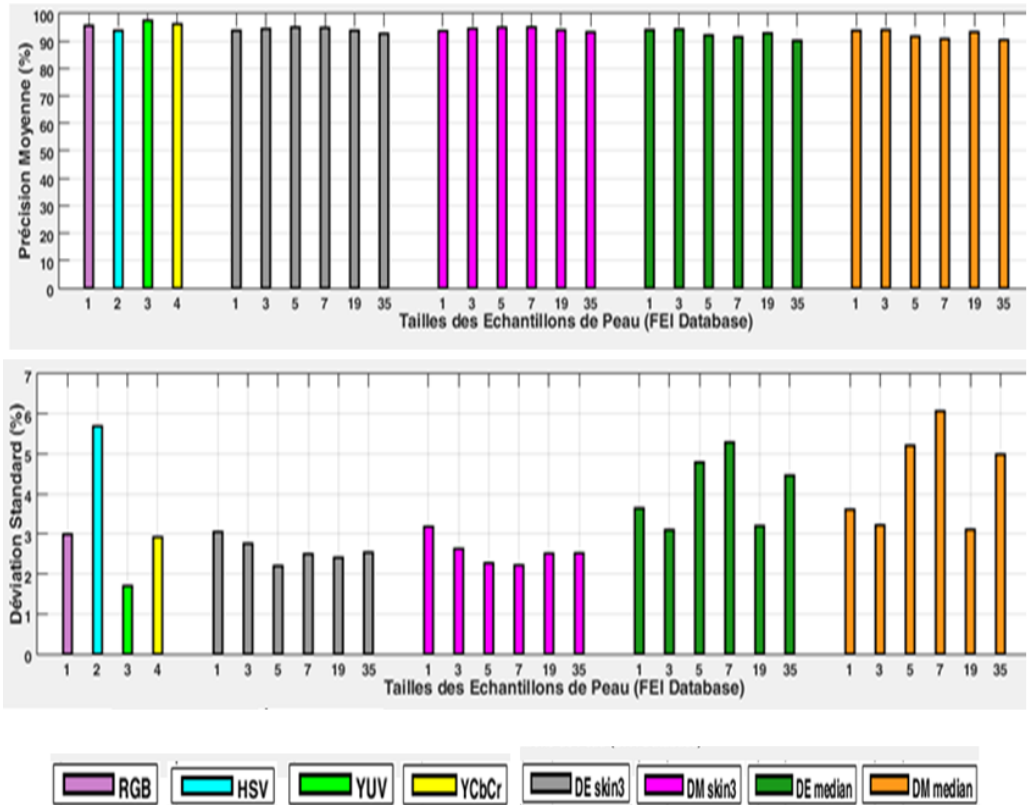


**Fig.4. 8 —** Comparaison entre seuillage et mesure de similarité pour la détection de la peau avec FEI.

# 4. Résultats de la Reconnaissance Faciale

Les études récentes ont révélé que les systèmes de vision par ordinateur étaient capables de reconnaître les visages avec plus de précision que les humains dans des circonstances spécifiques (variations contrôlées). Dans l'état actuel de la recherche sur la reconnaissance faciale, le système visuel humain demeure le plus résistant face à plusieurs changements pouvant affecter le processus d'identification: diversités d'expression et/ou de position du visage, changement de l'apparence du visage du à la présence ou à l'absence de lunettes, variation d'éclairage, coupe de cheveux, différents types d'orientations, etc. Remédier à ces complications permet de développer des algorithmes de reconnaissance faciale 2D beaucoup plus avantageux à l'authentification et/ou la vérification d'identité.

Rappelons également, que l'efficacité des méthodes de détection de visages utilisées influe fortement sur le fonctionnement de n'importe quel système de reconnaissance faciale. A cet effet, nous allons pouvoir vérifier le rendement de l'approche de segmentation des images faciales basée sur le principe de mesure de similarité de la couleur de peau vis-à-vis du processus complet de reconnaissance. Le choix particulier de cette technique est justifié par son originalité en tirant profit des échantillons de peau et non peau SFA pour les besoins de la détection de visages.

Les simulations menées à ce niveau du système de reconnaissance visent également à évaluer les performances des différentes méthodes de décomposition multi-échelle proposées en combinaison avec la technique ACP pour l'extraction des attributs caractérisant chaque visage de manière unique. Rappelons que les modèles de représentation multi-échelle analysés sont :

- L'analyse multi-résolution dyadique de la TOD-2D (Fig.3.18): **TOD**;
- Le Laplacien pyramidal (Fig. 3.19) : **PL** ;
- Le Laplacien pyramidal avec la TCD2 (Fig. 3.20) : **PL-DCT2** ;
- Le Laplacien pyramidal et la TOD-2D - Modèle1 (Fig.3.21) : **PL-TOD1**;
- Le Laplacien pyramidal et la TOD-2D – Modèle2 (Fig.3.22) : **PL-TOD2**;
- Les framelets (Fig.3.23) : **Framelets.**

En somme, l'objectif escompté dans cette étape est de mesurer les performances du système de reconnaissance proposé dans toute sa totalité (détection, modélisation pyramidale, apprentissage et test) en termes de taux de reconnaissance exprimé par l'équation 4.4.

## 4.1. Identification d'une personne

L'identification consiste à attribuer une identité à un visage inconnu en le comparant à une base de données de visages connus. Le modèle évalue la similarité entre le visage inconnu et les visages connus en utilisant des mesures telles que la distance euclidienne ou d'autre méthode de classification.

L'identification ou l'authentification d'une personne nécessite la collaboration des deux modules d'apprentissage et de reconnaissance.

a. ***Module d'apprentissage* :** cette phase utilise l'ensemble des données images de post-détection dédiées à l'apprentissage, pour entraîner le modèle de reconnaissance faciale. L'objectif étant d'extraire les caractéristiques discriminantes de chaque visage de la galerie permettant de le différencier et de l'identifier formellement et de manière fiable. Après décomposition pyramidale des images de la base d'apprentissage, les attributs relatifs à chaque visage sont prélevés en termes de valeurs propres associées à leurs vecteurs propres (visages propres) en utilisant la technique ACP décrite dans le chapitre 3.

**b.** ***Module de reconnaissance* :** une image de visage à l'entrée du module de reconnaissance pour une éventuelle identification est aussi une version GT de post-détection issue du module de détection de visage. Les paramètres caractéristiques du visage testé sont alors extraits selon le même formalisme utilisé dans la phase d'apprentissage. Ensuite, les points de similarités sont mesurés à l'aide des quatre distances métriques : Euclidienne (DE), de Manhattan (DM), de Canberra (DC) et de Tchebychev (DT).

## a. Galeries de test

Les données faciales dédiées aux tests de notre système proviennent des deux bases faciales SFA et FEI. La base UTD a été exclue en raison du nombre insuffisant d'images de visage aussi bien pour l'apprentissage que pour le test. Les données SFA et FEI utilisées sont les galeries de visages GT de post-détection obtenues par l'approche de mesure de similarité de la couleur de peau en utilisant les échantillons peau SFA et les échantillons représentatifs conformément au principe décrit dans les tableaux 4.25-4.26.

## b. Résultats de tests avec SFA

Après formation des galeries de post-détection SFA par rapport aux échantillons peau et échantillons représentatifs (tableaux 4.25-4.26), nous avons sélectionné quelques images de visages (format JPEG, de taille 512×768) représentant femmes et hommes, différentes teintes de peau, différents types d'émotions, des variations d'illumination, etc. pour servir à l'étape d'extractions des caractéristiques et au test. Les images adoptées ont été utilisées comme suit :

- Phase d'apprentissage : **48 images ;**
- Phase de test : **16 images ;**
- Chaque personne examinée dans la phase de test possède trois prototypes dans la phase d'apprentissage.

Le tableau 4.33 rapporte les taux de reconnaissance faciale liés à chacun des modèles de représentation multi-échelle considéré en se basant sur les quatre distances DE, DM, DC et DT. Les valeurs numériques affichées varient d'un modèle à l'autre et d'une distance métrique à l'autre, quelle que soit la galerie de post-détection utilisée. Mais globalement elles sont très satisfaisantes allant jusqu'au pourcentage de 100%. Pour plus de détails, on peut formuler les constatations principales suivantes :

- ✓ La galerie post-détection par le biais des échantillons représentatifs assure de meilleures performances quelle que soit la mesure utilisée.
- ✓ Le modèle hybride de la pyramide laplacienne associée à la TOD-2D (Fig.3.22) - **PL-TOD2** réalise absolument les meilleurs taux de reconnaissance : la construction de l'image des contours en associant sous-bande détails et image laplacienne a permis d'affiner l'espace de recherche des attributs des visages examinés en les accumulant dans une même image de détails.
- ✓ Le modèle des framelets arrive en second avec des taux tout aussi comparables sauf pour la DT avec les échantillons peau. De par leur construction, les framelets procurent une représentation surdéterminée qui permet de retrouver les mêmes détails ou parties de détails dans des sous-bandes différentes (selon diverses orientations). En outre, un détail qui n'apparait pas dans une sous-bande, se présente dans une autre. Ceci offre l'opportunité d'extraire au maximum toutes les paramètres déterminant d'un visage.
- ✓ Le modèle du laplacien pyramidal (Fig.3.19) – **PL** arrive en troisième position. L'association de la gaussienne (basses fréquences) et la laplacienne (hautes fréquences) conduit à un modèle d'extraction d'attributs efficace.
- ✓ Le modèle hybride du laplacien pyramidal en combinaison avec la DCT2 (Fig.3.20) - **PL-DCT2** offre de meilleures performances que le modèle **PL** avec les échantillons représentatifs. La décomposition de la gaussienne et la laplacienne avec la TCD2 suivie de la quantification des coefficients avec la matrice de quantification du JPEG permet de limiter l'extraction des attributs du visage aux coefficients dans lesquels est concentrée l'énergie (l'information) de l'image faciale. cependant, son rendement diminue avec les échantillons de peau et la DE et DC.
- ✓ Le fonctionnement du modèle hybride de la pyramide laplacienne associée à la TOD-2D (Fig.3.21) - **PL-TOD1** est comparable à celui du modèle précédent pour les deux types d'échantillons de peau avec un léger avantage à celui-ci par rapport aux échantillons peau.

### c. Résultats de tests avec FEI

De manière similaire à SFA, les diverses images faciales sélectionnées dans les galeries post-détection FEI (format JPEG, taille 640X480) ont été utilisées comme suit :

- — Phase d'apprentissage : **99 images ;**
- — Phase de test : **9 images ;**
- — Chaque personne étudiée dans la phase de test possède onze prototypes dans la phase d'apprentissage.

**Tableau 4. 33 —** Taux de reconnaissance avec SFA.

| Echantillons | Modèle | DE (%) | DM (%) | DT (%) | DC (%) |
|---|---|---|---|---|---|
| Skin | **TOD** | 93.75 | 100 | 81.25 | 100 |
| | **PL** | 100 | 100 | 93.75 | 93.75 |
| | **PL-TOD1** | 93.75 | 100 | 81.25 | 93.75 |
| | **PL-TOD2** | 100 | 100 | 100 | 93.75 |
| | **PL-DCT2** | 87.5 | 100 | 93.75 | 80.00 |
| | **Framelets** | 100 | 100 | 93.75 | 93.75 |
| Représentatif | **TOD** | 100 | 100 | 93.75 | 100 |
| | **PL** | 100 | 100 | 93.75 | 93.75 |
| | **PL-TOD1** | 100 | 93.75 | 93.75 | 100 |
| | **PL-TOD2** | 100 | 100 | 100 | 100 |
| | **PL-DCT2** | 100 | 100 | 93.75 | 100 |
| | **Framelets** | 100 | 100 | 100 | 100 |

Le tableau 4.34 affiche les pourcentages correspondant à la base FEI. D'abord, l'usage des échantillons représentatifs fournit les meilleures performances allant pour la plupart jusqu'à 100% de taux de reconnaissance. Les framelets permettent une identification faciale à 100% par rapport aux deux variantes d'échantillons. Le modèle **PL-TOD2** produit exactement les mêmes taux sauf pour la DC avec les échantillons de peau. Le fonctionnement des modèles **PL** et **PL-DCT2** sont semblables et la représentation **PL-TOD2** est la moins performante quant à l'utilisation des échantillons peau.

**Tableau 4. 34—** Taux de reconnaissance avec FEI.

| Echantillons | Modèle | DE (%) | DM (%) | DT (%) | DC (%) |
|---|---|---|---|---|---|
| Skin | **TOD** | 93.75 | 100 | 81.25 | 100 |
| | **PL** | 100 | 100 | 93.75 | 93.75 |
| | **PL-TOD1** | 93.75 | 100 | 81.25 | 93.75 |
| | **PL-TOD2** | 100 | 100 | 100 | 93.75 |
| | **PL-DCT2** | 87.5 | 100 | 93.75 | 80.00 |
| | **Framelets** | 100 | 100 | 93.75 | 93.75 |
| Représentatif | **TOD** | 100 | 100 | 93.75 | 100 |
| | **PL** | 100 | 100 | 93.75 | 93.75 |
| | **PL-TOD1** | 100 | 93.75 | 93.75 | 100 |
| | **PL-TOD2** | 100 | 100 | 100 | 100 |
| | **PL-DCT2** | 100 | 100 | 93.75 | 100 |
| | **Framelets** | 100 | 100 | 100 | 100 |

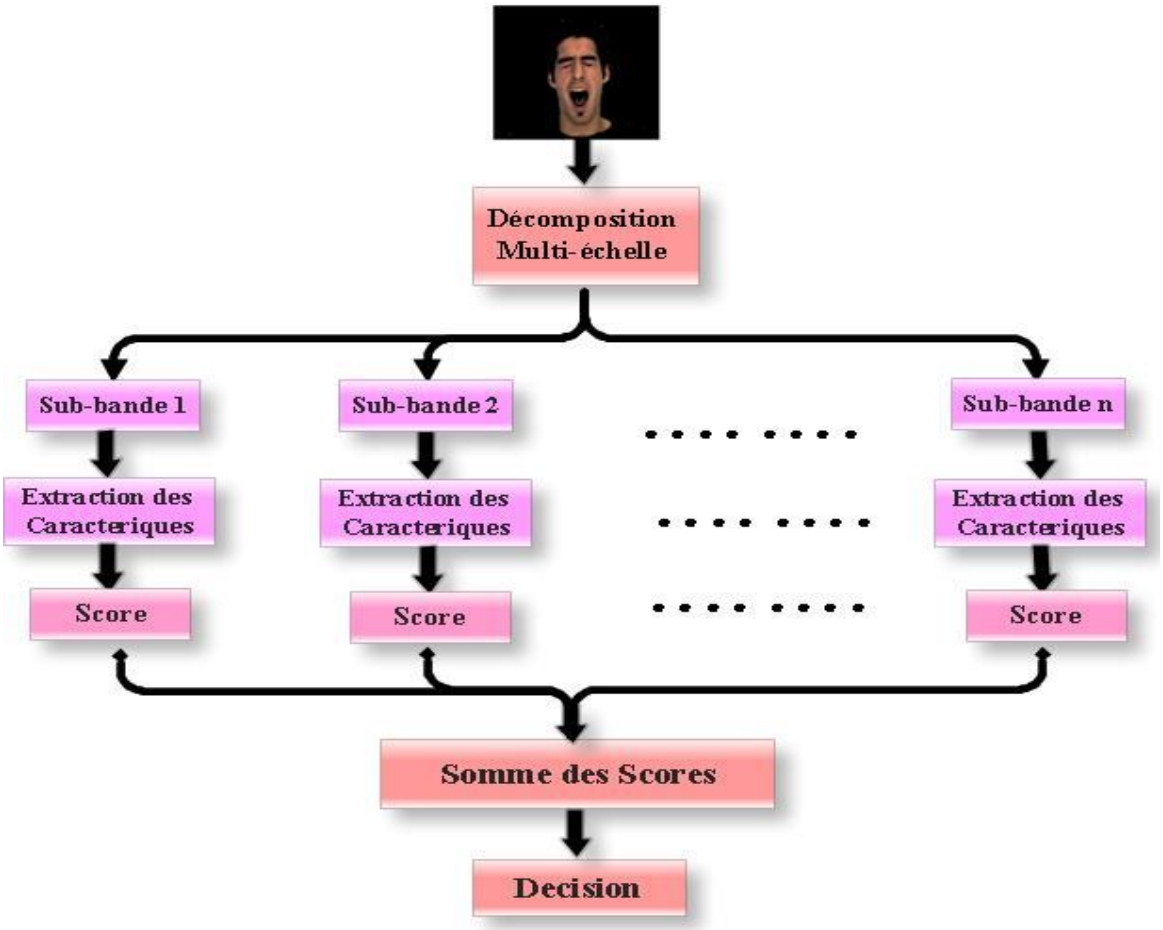


**Fig.4. 9 —** Schéma fonctionnel pour calcul des scores.

# Conclusion et Perspectives

Dans cette thèse, nous avons présenté un système complet de reconnaissance de visage basé sur la détection et l'identification des visages humains.

Pour commencer, nous avons exposé les concepts et définitions essentiels à propos des diverses systèmes d'identification biométrique pour les personnes en décrivant les principaux modules les constituant et indiquant leurs différentes technologies. Néanmoins, nous avons mis le point sur les systèmes biométriques de reconnaissance de visage en détaillant toutes les notions qui s'y rapportent.

.

En second lieu, nous avons passé en revue l'état de l'art des systèmes de reconnaissance faciale en abordant les principales techniques de détection et de reconnaissance de visages 2D de la manière la plus intégrale possible.

L'essentiel de ce travail de thèse a porté sur le développement d'un système de reconnaissance faciale complet : détection et identification. Le système proposé tire profit des caractéristiques de la base de données faciale SFA qui a fourni une galerie importante de différents échantillons de la peau humaine avec toute sa diversité de couleur et d'ethnicité. Sans oublier de mentionner que la pertinence des différents modules proposés a été démontré par l'usage de deux autres bases de données de visage, à savoir UTD et FEI.

Dans la première étape de détection de visage, nous avons adopté le principe de segmentation de la couleur de peau conformément à deux méthodes. Notre choix est justifiée par l'efficacité de cet axiome, car la couleur de peau est une caractéristique invariante et permanente avec l'âge. La première approche utilisée consiste à détecter la peau via un algorithme de seuillage dans les quatre espaces colorimétriques RGB, HSV, YUV et YCbCr. A cet effet, notre première contribution dans ce travail est l'amélioration apportée à l'algorithme classique par l'utilisation de nouveaux seuils empiriques des composantes chromatiques Rouge (R), Verte (V) et bleue (B) pour la segmentation de la couleur de peau grâce aux échantillons de Peau (Skin) et Non-Peau (Non-Skin) fournis par SFA. Les résultats obtenus en termes de taux de détection ont prouvé la supériorité des nouveaux seuils générés selon le modèle de couleur étudié. En effet, les gains sur les taux moyens de détection varient de 3% à 31% pour SFA, de 0% à 32% pour l'UTD et de 3.5% à 22% pour FEI. Finalement, il est important de noter que les modèles de couleur les plus performants quat à la détection de visage sont YUV suivi de YCbCr.

La seconde approche de détection de visage proposée repose essentiellement sur le principe de mesure de similarité de la couleur de peau entre chaque image faciale et les différents échantillons Skin et Non-Skin fournis par SFA, par le biais de la distance Euclidienne (DE) et la distance de Manhattan (DM). Cette nouvelle méthode que nous

introduisons dans notre travail de thèse se révèle simple à implémenter, rapide et efficace. Il s'agit ici de notre seconde contribution. L'analyse comparative des résultats du seuillage et ceux de l'approche que nous avons introduite a montré la supériorité de la nouvelle méthode avec les données SFA. Les taux obtenus avec l'UTD et FEI sont légèrement plus performants dans les espaces colorimétriques (RGB, YCbCr) et (YUV, YCbCr) respectivement. Pour le reste des modèles, les pourcentages de détection sont équivalents à ceux pourvus par notre méthode. Finalement, les taux réalisés par l'approche proposée, de manière générale, dépassent le seuil des 90% de précision et peuvent atteindre les 97% avec certaines images de visage.

Une autre contribution originale de notre travail réside dans la génération de nouveaux échantillons de Peau représentatifs des différentes teintes de la peau humaine conformément aux quatre critères du minimum, du maximum, de la moyenne et du médian. Ces critères nous ont permis de créer l'échantillon minimal, ou maximal ou moyen ou médian parmi trois intensités d'une même composante colorimétrique R, V et B. L'utilisation de ces nouveaux échantillons était destinée à pallier au problème de la diversité ethnique. Les résultats obtenus en termes de taux moyens n'ont pas montré une amélioration tangible. Cependant, les valeurs maximales des pourcentages de détection accomplis ont pu excéder celles atteintes avec les échantillons peau, en particulier pour les petites tailles de masque (1×1, 3×3, 5×5 et 7×7). Cet apport nous a permis de constituer des galeries d'images de visage de post-détection qui ont considérablement boosté le processus d'identification. Les rendements de la DE et la DM à l'aide de ces nouveaux échantillons sont comparables. Les rendements des différents échantillons peau (Skin-1, Skin-2 et Skin-3) révèlent une supériorité de l'échantillon Skin-3 quelle que soit la base de données utilisée. Finalement, l'étude des résultats liés à chacun des critères de formation des nouveaux échantillons de peau montre l'avantage de la médiane par rapport aux trois autres critères.

Avant de passer à la seconde étape du processus de reconnaissance de visage, nous avons procédé à une opération de rehaussement du contraste de chaque image faciale segmentée de post-détection. Cette opération a constitué un palliatif au problème de la variation de l'illumination.

Le second module du système de reconnaissance faciale proposé est composé de deux phases : l'apprentissage et l'identification. Durant l'apprentissage, nous avons procédé à l'extraction du vecteur des attributs de chaque visage en optant pour une modélisation des données visages selon une représentation multi-échelle à travers trois types de décompositions, à savoir la pyramide laplacienne (LP), l'analyse multirésolution (TOD-2D) et les trames d'ondelettes (framelets), séparément ou en combinaison entre elles. L'objectif escompté étant de minimiser l'espace de recherche des paramètres caractéristiques de chaque visage. Sans oublier de noter que Nous avons également considéré l'usage de la transformée cosinus 2D (TCD2) en combinaison avec la pyramide laplacienne pour le même objectif. La réduction de la dimensionnalité des vecteurs caractéristiques de visage est achevée par le biais de l'analyse en composantes principales (ACP), conjointement avec chacune des décompositions pyramidales. La phase d'authentification a été effectuée en utilisant quatre mesures de similarité différentes qui sont la distance Euclidienne, la distance de Manhattan, la distance de Tchebychev, et celle de Canberra. Dans cette étape de reconnaissance, notre contribution majeure consiste dans l'introduction de la pyramide laplacienne et des framelets dans le domaine de la reconnaissance faciale. Les taux de reconnaissance réalisés avec les modèles multi-échelle considérés sont très satisfaisants, pouvant atteindre les 100%. Les meilleures performances

sont celles des framelets quelle que soit la galerie d'images considérée. Finalement, les pourcentages de reconnaissance réalisés avec les images de post-détection segmentées avec les échantillons représentatifs sont les plus élevées, ce qui prouve l'efficacité des nouveaux échantillons générés.

Le taux de détection et de reconnaissance des visages humains font partie des perspectives et des directions de recherche à suivre pour améliorer les résultats obtenus. En particulier, nous considérons :

- l'amélioration du processus de segmentation de visage, via l'association des nouveaux échantillons représentatifs de SFA à des mesures de similarité plus précises et plus robustes.
- l'amélioration de la phase d'extraction automatique de visage et de ses paramètres, via une approche contextuelle en associant les ondelettes et des outils robustes tels que les champs aléatoires de Markov.
- L'utilisation des données SFA (images et échantillons peau et non-peau) dans un processus de reconnaissance faciale par le biais de l'intelligence artificielle.

# Bibliographie


[1] G. Roethenbaugh,“An Introduction to Biometrics and General History”, Biometrics Explained, Section 1, 1998.

[2] Anil K. Jain et al,“Introduction to Biometrics”, liver, pp:1-312, 2011.

[3] A.K. Jain et al, “An Introduction to Biometric Recognition”, journal IEEE Xplore Vol.14, No.1, pp: 4 – 20, 2004.

[4] F.Perronnin et J-L.Dugelay, “Introduction à la Biometri: Authentification des Individus par Traitement Audio Video”, Revue Traitement du Signal, Vol.19, No.4, 2002.

[5] J.Wayman, A.Jain et al, “An Introduction to Biometric Authentication Systems”, Biometric Systems, 2015.

[6] T.Sabhanayagam, et al,“Comprehensive Survey on Various Biometric Systems”, International Journal of Applied Engineering Research, Vol. 13, No.05, pp: 2276-2297, 2018.

[7] A. K.Sharma et al,“Biometric System- A Review”, IJCSIT, Vol.6, No.5, pp : 4616-4619 ,2015.

[8] A.Fellow, A.Ross et S.Pankanti, “Biometrics: A Tool for Information Security”, IEEE, Vol.01, No.02, 2005.

[9] Sh.Tiwari et al, “A Review of Advancements in Biometric Systems”, IJIRAE,Vol.2, No.1, 2015.

[10] A.Wajhal et S.S.Gupta,“Analysis of Biometric Modalities”, CCBI , pp :281-289, 2020.

[11] B.Hassan et al,“Soft Biometrics: a Survey”, Multimedia Tools and Applications,2021.

[12] A.Ross et N.Poh , “Multibiometric Systems: Overview”, Journal Handbook of Remote Biometrics, Springer, pp: 273-292, 2009.

[13] E.Al-Rahawe, V.Humbe et G.Shinde, “Multi-Biometric Traits Fusion: A Review”, IJRAR, Vol.07, No.02, 2020.

[14] P.Chaudhary,“Multi-Biometric Systems: A Survey And Research Direction”, ICSTM, pp:372-383, 2015.

[15] H.AlMahafzah et M. AlRwashdeh, “A Survey of Multibiometric Systems”, IJCA Journal, Vol.43, No.15, pp: 36-43, 2012.

[16] E.Balra et j.T.Abirami, “A Multibiometric Authentication System Using Fusion Level Techniques”, IJSTR, Vol.09, No.01, 2020.

[17] G.Mani et al, “A Review on Various Biometric Techniques”, Computational Vision and Bio-Inspired Computing, pp: 931–941, 2020.

[18] S.Kumar et E.Walia, “Analysis of various Biometric Techniques”, JCSIT, pp:1595-1597, Vol.02 No.04, 2011.

[19] S.Davidson,“Biometric Technologies”, Vol.2021, No.6, Science Direct, 2021.

[20] K.M. Sayler, “Biometric Technologies and Global Security”, Congressional Research Service, 2021.

[21] V.Piuri et F.Scotti, “Biometrics Privacy: Technologies and Applications”, IEEE, 2014.

[22] P.Wang et S.Yanushkevich,“Biometric Technologies And Applications”, International Multi-Conference: artificial intelligence and applications, pp: 226–231, 2007.

[23] R.Pandey et S.Barde,“A Survey of Multimodal Biometrics System”, ICRCSIT, pp:91-95, Vol.23 No.02, 2020.

[24] B.S.Pooja et B.C.Arjun,“A Survey On Multimodal Biometric System”, NCETAIT, 2016.
[25] S.Kalra , A.Lamba,“A Survey on Multimodal Biometric”, IJCSIT, Vol.5, No.02 ,pp: 2148-2151, 2014.
[26] S.G.Bhable,“A Survey of Security of Multimodal Biometric Systems”,IJERA,Vol.05, No.12, pp: 67-72, 2015.
[27] K.S. Vairavel et J. Yazhini ,“Literature Survey on Multimodal Biometrics”, Biometrics and Bioinformatics, Vol.09, No.07, 2017.
[28] S.Arunarani et R.Gobinath,“A Survey On Multimodal Biometrics For Human Authentication”, International Journal of Engineering & Technology,Vol.07, No.2.33, pp: 273-278, 2018.
[29] B.Ammour, L.Boubchir et al, “Face–Iris Multimodal Biometric Identification System”, journal electronics, Vol.85, No.09, 2020.
[30] H. H. et H. H.Abbas,“A Survey on Multi-biometric Fusion Approaches”, Kerbala Journal for Engineering Science, Vol. 03, No. 02, 2023.
[31] S. R.Kodituwakku, “Biometric Authentication: A Review”, IJTRD, Vol.2 No.4, 2015.
[32] B.Kaschte, “Biometric Authentication Systems Today and In The Future”, Computer Science Department, 2005.
[33] A. H. MIR et al,“Biometrics Verification: a Literature Survey”, International Journal of Computing and ICT Research, Vol.05, No.02, pp; 67-80, 2011.
[34] S.Phadke,“The Importance of a Biometric Authentication System”, The SIJ Transactions on Computer Science Engineering & its Applications (CSEA), Vol.01, No.04, 2013.
[35] A.H.MIR et al,“Biometrics Verification: a Literature Survey”, International Journal of Computing and ICT Research, Vol.05, No.02, pp; 67-80, 2011.
[36] M.Sandip et H.B.Mali,“Review on Biometric Authentication Methods”, IJARCCE, Vol.04, No.11,2015.
[37] R.Zhang et Y.Zheng,“A Survey on Biometric Authentication”, IEEE Access, Vol.07, pp: 5994 – 6009, 2019.
[38] D.Krishna et al ,“Study on Biometric Authentication Systems, Challenges and Future Trends: A Review”, Journal IEEE, 2013.
[39] S.Harakannanavar et al, “Comprehensive Study of Biometric Authentication Systems, Challenges and Future Trends”, IJANA,Vol.10, No.04, pp: 3958-3968, 2019.
[40] T.Sangeetha ,M.Kumaraguru, S.Akshay et M.Kanishka,“Biometric Based Fingerprint Verification System for ATM machines”, Journal of Physics: Conference Series, 2021.
[41] K.Kumar et al, “Biometric Security System for Identification and Verification”, IJSRCSE, Vol.08, No.01, pp: 16-19, 2020.
[42] Vandana et N.Kaur, “A Study of Biometric Identification and Verification System”, journal IEEE, 2021.
[43] H.M.Hashim, A.Shatha, S.N.Ahmed,“Biometric Identity Authentication System Using Hand Geometry Measurements”, Journal of Physics: Conference Series, 2021.
[44] R.Luis-García et al, “Biometric Identification Systems” Signal Processing Vol.83, No.12, pp: 2539-2557, 2003.
[45] F.Belhadj,“Biometric System for Identification and Authentication”,These Doctorate, École nationale Supérieure d’Informatique Alger, 2017.
[46] A. Eludire et A.EO,“Biometrics Technologies for Secured Identification and Personal Verification”, journal Biostatistics Biometrics, Vol.06, No.02, 2018.
[47] Nicoleta-Elena Hegheș,“Biometric Identification: Opportunities and Challenges in

the Digital World", RAIS Conference Proceedings, pp: 40-44, 2023.
[48] https://www.acronymattic.com/International-Biometrics-Group-(IBG).html
[49] International Biometric Group. http ://www.biometricgroup.com/, 2010.
[50] D. O. Gorodnichy,"Evolution and Evaluation of Biometric Systems", IEEE , 2009.
[51] Mohamad El-Abed et al,"Evaluation de la Qualité de Données Biométriques", Revue des Nouvelles Technologies de l'Information, Editions RNTI, pp:1-22, 2011.
[52] Benoît Vibert,"Contributions à l'Evaluation de Systèmes Biométriques Embarqués", Thèse doctorat, Université Caen Normandie, 2017.
[53] R. Hietmeyer. "Biometric Identification Promises Fast and secure Processing of Airline Passengers". The International Civil Aviation Organization Journal, Vol. 17, No. 9, pp: 10–11, 2000.
[54] http://www. icao.int/en/mrtd/Pages/default.aspx. Machine Readable Travel Documents (MRTD).
[55] C.Gürel et A.Erden, "Design of a Face Recognition System", The 15th International Conference on Machine Design and Production, UMTIK 2012.
[56] Xuhui Fu, "Design of Facial Recognition System Based on Visual Communication Effect", Computational Intelligence and Neuroscience, Vol.4, pp: 1-9, 2021.
[57] A. S. Tolba, A.H. El-Baz et A.A. El-Harby, "Face Recognition: A Literature Review, Vol.2, No.2, International Journal of Signal Processing, pp:88-103, 2005.
[58] Adjabi Insaf et al,"Past, Present, and Future of Face Recognition: A Review", Electronics, Vol.9, No.8, 2020.
[59] Lixiang Li et al, "A Review of Face Recognition Technology",Vol 4, IEEE Access , pp: 99, 2020.
[60] Lerato Masupha et al, "Face Recognition Techniques, their Advantages, Disadvantages and Performance Evaluation", (ICCCS), 2015.
[61] X. Tan et B. Triggs, "Enhanced Local Texture Feature Sets for Face Recognition under Difficult Lighting Conditions", Analysis and Modelling of Faces and Gestures, Springer, pp: 168–182, 2007.
[62] N. S. Vu et A. Caplier, "Illumination-Robust Face Recognition Using Retina Modeling", 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2009), pp: 3289–3292, 2009.
[63] X. Zhang et Y. Gao, "Face Recognition Across Pose: A Review", Pattern Recognition, Vol. 42, pp: 2876-2896, 2009.
[64] S. J. D. Prince, J. H. Elder, J. Warrell et F. M. Felisberti, "Tied Factor Analysis for Face Recognition across Large Pose Differences", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 30, pp: 970–984, 2008.
[65] A. Li, S. Shan, X. Chen et W. Gao, "Cross-Pose Face Recognition Based on Partial Least Squares", Pattern Recognition Letter, Vol. 32, Issue 15, pp: 1948–1955, 2011.
[66] A. Sharma, M. Al Haj, J. Choi, L. S. Davis et D. W. Jacobs, " Robust pose invariant face Recognition using Coupled Latent Space Discriminant Analysis", Computer Vision and Image Understanding, Vol. 116, pp: 1095–1110, 2012.
[67] Ying Li et al, "Facial Expression Analysis", in book: Handbook of Face Recognition pp.247-275, 2005.
[68] J .Shermina et V. Vasudevan, "Face Recognition System with Various Expression and Occlusion Based on a Novel Block Matching Algorithm and PCA", International Journal of Computer Applications, Vol. 38, No.11, pp: 27-34, 2012.
[69] ] K. Hotta, "Robust Face Recognition under Partial Occlusion based on Support Vector Machine with Local Gaussian Summation Kernel", Image and Vision Computing, Vol. 26, pp: 1490-1498, 2008.
[70] E. Norouzi, M. N. Ahmadabadi et B. N. Araabi, "Attention Control with Reinforcement Learning for Face Recognition under Occlusion", Machine Vision and Applications, Vol. 22, Issue 2, pp: 337-348, 2011.

[71] E. Barbeau, S. Joubert et O. Felician, “Traitement et Reconnaissance des Visages : du Percept à la Personne”, SOLAL, 2009.
[72] J. S. Bruner et R. Tagiuri, “The Percepton of People”, Handbook of Social Psycology, Vol.2, No.17, pp: 75 – 90, 1954.
[73] W.W.Bledsoe, “Semi Automatic Facial Recognition”, Technical report Sri Project 6693, 1968.
[74] A.J.Goldstein, et al, “Identification of Human Faces”, Proceedings of the IEEE, Vol.59, No.5, pp: 748-760, 1971.
[75] M. A. Fischler et R. A. Elschlager, “The Representation and Matching of Pictorial Structures”, IEEE Transactions on computers, Vol.100, No.1, 67-92, 1973.
[76] T.Kanade, “Picture Processing System by Computer Complex and Recognition of Human Faces”, 1974.
[77] M.Nixon, “Eye Spacing Measurement for Facial Recognition”, In Applications of Digital Image Processing VIII , International Society for Optics and Photonics, Vol. 575, pp: 279-285, 1985.
[78] T. J. Stonham, “Practical Face Recognition and Verification with WISARD”, In Aspects of face processing Springer, Dordrecht, pp: 426- 441, 1986.
[79] D.N. Parmar et B.B. Mehta, “Face Recognition Methods & Applications”, International Journal of Computer Applications in Technology, Vol.4, No.1, pp: 84-86, 2013.
[80] Sai Wang, “The Application of Face Recognition System”, (SDMC 2021), Vol. 631, pp:242-247, 2021.
[81] J.Dalvi et al, “A Survey on Face Recognition Systems”, 2022
[82] Amrendra Tripathi et al, “A Review Analysis on Face Recognition System with User Interface System”, Journal of Physics: Conference Series, Vol. 1854, 2021.
[83] R.-L. Hsu, M. A-Mottaleb, A. K. Jain, “Face Detection In Color Images”, IEEE Trans. PAMI , Vol.24, No.5, pp: 696-707, 2002.
[84] E.Hjelm,“Face Detection: A Survey”, Computer Vision and Image Understanding Vol.83, pp: 236–274, 2001.
[85] S.pandey et S.Sharma,“Review: Face Detection and Recognition Techniques”, International Journal of Computer Science and Information Technologies,Vol.5, No.3, pp: 4111-4117, 2014.
[86] Ch.Vimal et N.Shrivastava “Face Detection’s Various Techniques and Approaches: A Review”, International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology, Vol.10, No.1, pp: 839-844, 2022.
[87] A. Srivastava, S.Mane, A.Shah, N. Shrivastava et B.Thakare, “A Survey Of Face Detection Algorithms”, IEEE, 2017.
[88] A.Kumar, A.Kaur and M.Kumar, “Face Detection Techniques: a review”, Springer Nature B.V, 2018.
[89] Md Khaled Hasan et al, “Human Face Detection Techniques: A Comprehensive Review and Future Research Directions”, Electronics, pp: 1-46, 2021.
[90] F.A.M.Alia et M.S.H. Al-Tamimi, “Face mask detection methods and techniques: A review”, Int. J. Nonlinear Anal. Appl, Vol.13, No.1, pp: 3811-3823, 2022.
[91] T. Rajpurohit, A.Raj, B.Singh, “Review of Face Detection Techniques”, (IRJET) ,Vol.9, No.1, pp: 3782-3786, 2022.
[92] A.N.Razzaq et al, “A Comprehensive Survey on Face Detection Techniques”, Webology, Vol.19, No.1, pp: 613-628, 2022.
[93] C. Kotropoulos et I. Pitas, “Rule-Based Face Detection in Frontal Views”, Int’l Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 4, pp: 2537- 2540, 1997.
[94] T. Kanade, “Picture Processing by Computer Complex and Recognition of Human Faces”, PhD thesis, Kyoto Univ., 1973.

[95] G. Yang and T. S. Huang. “Human Face Detection in Complex Background”, Pattern Recognition, Vol. 27, No. 1, pp. 53-63, 1994.
[96] P. Sinha, “Object Recognition via Image Invariants: A Case Study,” Investigative Ophthalmology and Visual Science, Vol. 35, No. 4, pp: 1735- 1740, 1994.
[97] P. Sinha, “Processing and Recognizing 3D Forms,” PhD thesis, Massachusetts Inst. of Technology, 1995.
[98] A. Yuille, P. Hallinan, et D. Cohen, “Feature Extraction from Faces Using Deformable Templates,” Int’l J. Computer Vision, Vol. 8, No. 2, pp: 99-111, 1992.
[99] R. Brunelli et T. Poggio, “ Face Recognition: Features versus Templates”, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, pp: 1042–1062, 1993.
[100] M. Turk et A. Pentland. “Eigenfaces for Recognition”, J. Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, pp: 71-86, 1991.
[101] H. A. Rowley, S. Baluja, et T. Kanade, “Neural Network based Face Detection", IEEE Trans, Pattern Anal. Mach, Intell, pp: 23-38, 1998.
[102] C. Garcia et M. Delakis, “Convolutional Face Finder: A Neural Architecture for Fast and Robust Face Detection”, IEEE Trans. PAMI, Vol. 26, No. 11, 2004.
[103] H. Schneiderman et T. Kanade.“A Statistical Method for 3D Object Detection Applied to Faces and Cars”. PhD thesis, RI, 2000.
[104] R. Kjeldsen et J. kinder, “Finding skin in color images”, Proc. 2nd Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 312-318, 1996.
[105] M.JMAL et al, “Classification of Human Skin Color and its Application to Face Recognition”, The Sixth International Conferences on Advances in Multimedia, 2014.
[106] S.E. Umbaugh et al, “Skin Lesion Classification using Relative Color Features”, Skin Research and Technology Vol.4, No.1, pp: 53-64, 2008.
[107] Nina G. Jablonski, “Skin Color and Race”, American Journal of Physical Anthropology, Vol.175, No.2, pp: 437-447, 2021.
[108] V. Vezhnevets, V. Sazonov et A. Andreeva, “A Survey on Pixel-Based Skin Color Dection Techniques”, Proc. Graphicon-2003, pp. 85-92, 2003.
[109] P. Peer, J. Kovac et F. Solina, “Human Skin Colour Clustering for Face Detection”, In International Conference on Computer as a Tool, 2003.
[110] D. Chai et K.N. Ngan, “Face Segmentation using Skin-Color Map in Videophone applications, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.9 , Vol.4, 1999.
[111] W. Yang, et A. Waibel Lu, “Skin-Color Modeling and Adaptation”, ACCV98, 1998.
[112] B. Martinkauppi, M. Soriano et M. Pietikäinen, “Detection of Skin Color under Changing Illumination: A Comparative Sudy”,12th Interenational Conference on Image Analysis and Processing, 2003.
[113] P. Sinha, B. Balas, Y. Ostrovsky et R. Russel, “Face Recognition by Humans: 19 Results all Computer Vision Researchers Should Know About”, Proceedings of the IEEE, pp: 1948-1962, 2006.
[114] X. Tana et C. Songcan, “Face Recognition From a Single Image per Person:A survey”, Pattern Recognition, 2006.
[115] W.Zhao, et al, “Face Recognition: A Literature Survey”, ACM Computing Surveys, Vol.35, No.4, pp: 399-458, 2003.
[116] R.Jafri et R.H.Arabnia, “A Survey of Face Recognition Techniques”, Journal of Information Processing Systems, Vol.5, No.2, pp: 41-68, 2009 .
[117] J.Alghamdi, et al, “A Survey on Face Recognition Algorithms”, IEEE 2020.
[118] M.Wang and W.Deng, “Deep Face Recognition: A Survey”,Computer Science Neurocomputing,Vol.9, 2021.
[119] M.Sharif et al, “A Survey: Face Recognition Techniques”, Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology,Vol.4, No.23,pp: 4979-4990, 2012.

[120] A.Agrawal et R.Sikarwar, “A Survey: Face Recognition Techniques”, International Journal of Computer Science and Information Technologies, Vol.5, No.6, pp: 7252-7256, 2014.
[121] D.Zeng et al, “A Survey of Face Recognition Techniques under Occlusion”, 2020.
[122] S.A.Patil et P.J.Deore, “Face Recognition: A Survey”, Informatics Engineering, an International Journal ,Vol.1, No.1, 2013.
[123] L.Xianwei et Z.Haiyang, “A Survey of Face Recognition Methods”, The 2nd International Conference on Computer Science and Electronics Engineering, 2013.
[124] M. Naeem, “Face Recognition Techniques and Approaches: A Survey”, Computer Science,Vol.27, No.1, pp: 301-305, 2015.
[125] N.H.Barnouti et al, “Face Recognition: A Literature Review”, International Journal of Applied Information Systems, Vol.11, No.4, 2016.
[126] A.J.O.Toole et H. Abdi, “Low-Dimensional Representation of Faces in Higher Dimensions of the Face Space”, Opt. Soc. Am, Vol.10, No.3, pp: 405–411,1993.
[127] A.K. Jain et B. Chandrasekaran, “39 Dimensionality and Sample Size Considerations in Pattern Recognition Practice”, in: P.R. Krishnaiah, L.N. Kanal (Eds.), Handbook of Statistics, Vol. 2, pp: 835–855, 1982.
[128] P. N. Belhumeur, Joao P. Hespanha et D. Kreigman, “Eigenfaces vs. Fisherfaces Recognition using class specific Linear Projection”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.7, pp: 711-720, 1997.
[129] S.J. Raudys et A.K. Jain, “Small Sample Size Effects in Statistical Pattern Recognition: Recommendations for Practitioners”, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, Vol.13, No.3, pp: 252–264, 1991.
[130] M. Kirby et L. Sirovich, “Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the Characterization of Human Faces”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.12, No.1, pp: 103-108, 1990.
[131] S.Q.N.Septi et al, “Face Recognition Using Fisherface and Support Vector Machine Method”, IEEE, 2021.
[132] L. Sirovich, M. Kirby, “Low-Dimensional Procedure for the Characterization of Human Faces”, J. Opt. Soc. Am, Vol.4, No.3, pp: 519–524, 1987.
[133] A. Martinez et A.C. Kak, “PCA versus LDA”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.23, No.2, pp: 228–233, 2001.
[134] W. Zhao, R. Chellappa et P.J. Phillips, “Subspace Linear Discriminant Analysis for Face Rrecognition”, Technical Report CAR-TR-914, Center for Automation Research, University of Maryland, 1999.
[135] L.Chen, H.Liao, M.Ko, J.Lin et G.Yu, “A New LDA-Based Face Recognition System which can Solve the Small Sample Size Problem”, Pattern Recognition, 2000.
[136] N. Kwak, C. H. Choi et N. Ahuja, “Face Recognition using Feature Extraction based on Independent Component Analysis”, Procedings of IEEE International Conference on Image processing (ICIP O2), Vol.2, pp: 337-340, Rochester, NY, USA, 2002.
[137] M. Bartlett, J. Movellan et T. Sejnowski, “Face Recognition by Independent Component Analysis”, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.13, No.6, pp: 1450-1464, 2002.
[138] B. A. Draper, K. Baek, M. S. Bartlett et J. R. Beveridge, “Recognizing Faces with PCA and ICA”, Comput. Vis. Image Underst., Vol.91, pp: 115–137, 2003.
[139] Syed Ali Khayam, “The Discrete Cosine Transform (DCT): Theory and Application1”, Department of Electrical & Computer Engineering, 2003.
[140] Martin Vetterli, “Fast 2-D Discrete cosine transform”, IEEE Xplore , pp: 1538 – 1541, 1985.

[141] N.Roma et L.Sousa, “A Tutorial Overview on the Properties of the Discrete Cosine Transform for Encoded Image and Video Processing”, Signal Processing, pp: 1-31, 2011.
[142] Z.Hafed et M.D.Levin, “Face Recognition Using the Discrete Cosine Transform”, International Journal of Computer Vision, Vol.43, No.3, pp:167-188, 2001.
[143] A. Chadha, P. P. Vaidya et M. Roja, “Face Recognition Using Discrete Cosine Transform for Global and Local Features”, IEEE, 2011.
[144] E. M. Barrah, S. Safi et A. Malaoui, “New Fusion of SVD and DCT-LBP for Face Recognition’’, Preprints, 2016.
[145] Garima Singh et al,“Application of Wavelet Transform on Images: A Review”, Journal of Engineering Research and General Science, Vol.4, No.5, 2016.
[146] A.M.Abdulazeez et al,“The Applications of Discrete Wavelet Transform in Image Processing: A Review”, Journal Of Soft Computing And Data Mining Vol.1, No.2, pp: 31-43, 2020.
[147] T. Guo et al, “A Review of Wavelet Analysis and Its Applications: Challenges and Opportunities”, IEEE Access Vol. 10, pp: 58869 - 58903, 2022.
[148] F. Bulnes, “A Modern Review of Wavelet Transform in Its Spectral Analysis”, de livre Recent Advances in Wavelet Transforms and Their Applications, 2022.
[149] S. Mallat,“A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.11, No.7, pp:674– 693, 1989.
[150] S. Kakarwal, R.Deshmukh,“Wavelet Transform based Feature Extraction for Face Recognition”, International Journal of Computer Science and Application, pp: 100-104, 2010.
[151] M.MAmeen et al, “Wavelet Transform Based Face Recognition Using SURF Descriptors”, International Journal of Electronics and Electrical Engineering Vol.5, No.1, 2017.
[152] M.Rasheed et al, “Discrete Chebyshev Wavelet Transformation With Image Processing”, Journal Of Southwest Jiaotong University, Vol.55, No.2, pp: 1-16, 2020.
[153] B. M. AlFawwaz et al,“Multi-Resolution Discrete Cosine Transform Fusion Technique Face Recognition Model”, Journal of Data, Vol.7, No.80, pp: 1-15, 2022.
[154] K. Nam, “Tight Wavelet Frame Construction and its application for Image Processing”, 2005.
[155] H. N. Al-Taai, “A Novel Fast Computing Method for Framelet Coefficients”, American Journal of Applied Sciences Vol 5, No11, pp: 1522-1527, 2008.
[156] M.Yunus et H.Gunawan1, “Tight Wavelet Frame Decomposition and its Application in Image Processing”, journale ITB. Sci. Vol. 40 A, No. 2, pp: 151-165, 2008.
[157] K. Nam, “Tight Wavelet Frame Construction and its application for Image Processing”, 2005.
[158] H. N. Al-Taai, “A Novel Fast Computing Method for Framelet Coefficients”, American Journal of Applied Sciences Vol 5, No11, pp: 1522-1527, 2008.
[159] M.Yunus et H.Gunawan1, “Tight Wavelet Frame Decomposition and Its Application in Image Processing”, journale ITB. Sci. Vol. 40 A, No. 2, pp: 151-165, 2008.
[160] S.Bousselmi et K.Ouni, “Etude Pour L’amélioration de la Parole Codée par Transformation en Paquets de Framelette Serrée”, JEP, Vol.1, pp : 473–480, 2012.

[161] A. Chai et Z.Shen , “Deconvolution: a wavelet frame approach”, Numerische Mathematik, Vol.106, pp: 529–587, 2007.
[162] B. Dong, Z. Shen, and P.Xie, “Image Restoration: A General Wavelet Frame Based Model and Its Asymptotic Analysis”, SIAM Journal on Mathematical Analysis, Vol.49, No.1, 2017.
[163] N.Leonardi et Dimitri Van De Ville, “Tight Wavelet Frames on Multislice Graphs”, IEEE Transactions On Signal Processing, Vol. 61, No. 13, pp: 3357-3367, 2013.
[164] I.Daubechies, I. B.R.Han, et Z. SHEN, “Framelets : Mra-based constructions of wavelet frames. In Applied and Computational Harmonic Analysis”, Vol. 14, pp:1–46 2003.
[165] J.Benedetto et S.LI, “The Theory of Multiresolution Analysis Frames and Applications to Filter Banks”, In Applied and Computational Harmonic Analysis, Vol.5, pp: 389–427, 1998.
[166] P. J. BURT et E. H. ADELSON, “The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code”, IEEE Transactions on Communications, Vol. COM-3l, No.4, pp: 532-540, 1983.
[167] E. H. Adelson, et al “Pyramid Methods in Image Processing”, Vol. 26, No.6, pp: 33-41, 1984.
[168] Youssef El Omary, “Modèles Déformables et Multirésolution pour la Détection de Contours en Traitement d’Images”, Thèse doctorat de l’Université Joseph-Fourier, Grenoble 1, 1994.
[169] Yuto Sumiya et al, “Gaussian Fourier Pyramid for Local Laplacian Filter”, IEEE Signal Processing Letters, Vol. 29, pp: 11-15, 2022.
[170] K.Liu et al, “Multiscale Style Transfer Based on a Laplacian Pyramid for Traditional Chinese Painting”, Electronic Research Archive Vol. 31, No 4, pp: 1897–1921., 2023.
[171] I. S. Wahyuni et R. Sabre, “Wavelet Decomposition in Laplacian Pyramid for Image Fusion”, International Journal of Signal Processing Systems Vol.4, No.1, pp: 37-44, 2016.
[172] J.Cox, J.Ghosn et P.N.Yianilos,“Feature-Based Face Recognition Using Mixture-Distance”, Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '96), pp: 209 – 216, 1996.
[173] Y B.Jemaa et S. Khanfir, “Automatic local Gabor features extraction for face recognition”, International Journal of Computer Science and Information Security, Vol.3, No.1, 2009.
[174] B. S.Manjunath, R.Chellappa et C. Malsburg, “A Feature Based Approach to Face Recognition”, Dans Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 1992), pp: 373 – 378. 1992.
[175] L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kuiger et C. von der Malsburg, “Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching”, IEEE Transactions PAMI, Vol.19, No. 7, pp: 775-779, 1997.
[176] J. Zhang, Y. Yan et M. Lades, “Face Recognition: Eigenface Elastic Matching and Neural Nets”, Proceedings of the IEEE, Vol.85, No.9, pp: 1423–1435, 1997.
[177] C. Kotropoulos, A. Tefas, et I. Pitas, “Morphological Elastic Graph Matching Applied to Frontal Face Authentication Under Well-Controlled and Real Conditions”, Pattern Recognition, Vol.33, pp: 1935-1947, 2000.
[178] D. Monzo, A. Albiol et J. Sastre, “HOG-EBGM vs. Gabor-EBGM”, 15th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2008), pp: 1636 – 1639, 2008.
[179] L. Shen et L. Bai, “A review on Gabor Wavelets for Face Recognition”, Pattern Analysis and Applications, Vol. 9, Issue 2-3, pp: 273–292, 2006.

[180] Y. Jin et Q. Ruan, “Face Recognition Using Gabor-based Improved Supervised Locality Preserving Projections”, Computing and Informatics, Vol. 28, pp: 81–95, 2009.
[181] T. Ahonen, A. Hadid, et M. Pietikainen, “Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.28, No.12, pp: 2037–2041, 2006.
[182] S. Liao et S. Z. Li, “Learning Mutli–scale Bblock Local Binary Patterns for Face Recognition”, Proceedings of International Conference on Biometrics (ICB 2007), pp: 828–837, 2007.
[183] Y. Baohua, C. Honggen, et C. Jiuliang, “Combining Local Binary Pattern and Local Phase Quantization for Face Recognition”, Biometrics and Security Technologies (ISBAST) , pp: 51-53, 2012.
[184] T. Ojala, et T. Mäenpää, “Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns”, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, Vol.24, pp. 971-987, 2002.
[185] N. Dalal et B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," in Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on, pp: 886-893, 2005.
[186] R.Andrea, N.Ikhsan et Z.Sudirman, “Face Recognition Using Histogram of Oriented Gradients with TensorFlow in Surveillance Camera on Raspberry Pi”, I.J. Information Engineering and Electronic Business, Vol.1, pp: 46-52, 2022.
[187] E. Rahtu, J. Heikkilä, V. Ojansivu, et T. Ahonen, "Local phase quantization for blur-insensitive image analysis," Image and Vision Computing, vol.30, No.8, pp: 501-512, 2012.
[188] P. Karuppanan et K. Dhanalakshmi, “A Novel Feature Extraction Based Person Recognition Using Local Phase Quantization and Geometric Features”, Research Square, 2021.
[189] S.Adnan, F.Ali et A.Abdulmunem,“Facial Feature Extraction For Face Recognition”, Journal of Physics: Conference Series, 2020.
[190] A.Najim et A.Majeed Ali,“Face Recognition Using Various Feature Extraction Approaches”, ISCAU, 2020.
[191] S.Akamatsu, T.Sasaki, H.Fukamachi, N.Masui and Y.Suenaga ,“An Accurate And Robust Face Identification Scheme”, International Conference on Pattern Recognition, pp 217-220, 1992.
[192] M. Nikitin, V.Konushin et A.Konushin,“Face Quality Assessment for Face Verification in Video”, Computer Science , 2014.
[193] Al Naffakh, H.A.H., Ghazali, R. et El Abbadi, N.K, “Statistical Survey and Comprehensive Review on Human Skin Detection”, Bulletin of Electrical Engineering and Informatics, Vol.10, No.1, pp: 118-128, 2021.
[194] Naji, S, Jalab, H.A et Kareem. S.A, “A Survey on Skin Detection in Colored Images”, Artificial Intelligence Review, Vol.52, No.2, pp: 1041-1087, 2019.
[195] V.Vezhnevets, V.Sazonov et A. Andreeva,“A Survey on Pixel-Based Skin Color Detection Techniques”, pp: 85-92, 2003.
[196] Poudel, R.P et al,“Region-Based Skin Color Detection”, Proceedings of the International Conference on Computer Vision Theory and Applications, pp: 1: 301-306, 2012.
[197] P.Parida,“Development of Transition Region based Methods for Image Segmentation”, Electronic Letters Comptur vision and Image Analysis , Vol.18, No.2, pp: 1-4, 2020.

[198] Suhad.Al-Shoukry,“Image Processing for Skin Color Detection Using Algorithms and Machine Learning”, International Journal of Mechanical Engineering, Vol.7, No.1, pp: 1056-1064, 2022.
[199] S.Naji et al,“A Survey on Skin Detection in Colored Images”, Artificial Intelligence Review, Vol. 52, No.1, 2019.
[200] J.P.B.Casati, D.R.Moraes et E.L.L.Rodrigues, E.L.L,“SFA: A Human Skin Image Database Based on FERET and AR Facial Images”, In IX workshop de Visao Computational, Rio de Janeiro, 2013.
[201] A.Martinez et R.Benavente,“The AR Face Database: CVC Technical Report”, 24.
[202] P.J.Philips, H.Moon, S.A.Risvi et P.J.Rauss, “The FERET Evaluation Methodology for Face-Recognition Algorithms”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.22, No.10, pp: 1090-1104, 2000.
[203] A.Parker,“The University of Texas Dallas”, 22 April [online]. https://utdallas.app.box.com/ v/facedatabase, accessed on 3 May 2018.
[204] Thomaz, C.E. (Caru), “FEI Face Database”, Available online: http://fei.edu.br/~cet/facedatabase.html. accessed on 15 May 2017.
[205] N.A.Ibraheem, M.M. Hasan, R. Z. Khan et P.K. Mishra,“Understanding Color Models: A Review”, ARPN J. of Science and Technology, Vol.2, No.3, pp: 265-275, 2012.
[206] G.L.Samson et J.Lu ,“PKT: Fast Color-based Spatial Model for Human Skin Detection”, Multimedia Tools and Applications, Vol.80, pp: 32807–32839, 2021.
[207] F.G-Lamont,A.L-Chau, J.Cervantes et L.Rodríguez, “Segmentation of Images by Color Features: A Survey”, Neurocomputing, Vol.292, No.31, pp: 1-27, 2018.
[208] A.Zeileis et al,“Colorspace: A Toolbox for Manipulating and Assessing Colors and Palettes”, 2019.
[209] S. Bhata et D. Pujaria,“Face Detection System Using HSV Color Model and Morphing Operations”, J.of Current Engineering and Technology, Vol.1, 2013.
[210] S.Roy et S.K.Bandyopadhyay,“Face Detection Using a Hybrid Approach That Combines HSV and RGB”, IJCSMC2, Vol.2, No3, pp: 127 – 136, 2013.
[211] Z.H.Al-Tairi, R.W.Rahmat, M.I.Saripan, et P.S.Sulaiman,“ Skin Segmentation Using YUV and RGB Color Spaces”, Journal of Information Processing Systems, Vol.10,No. 2, pp 283-299, 2014.
[212] KhB. Shaika, P.Ganesan, V.Kalist, B.S.Sathish et J.M.Jenithab,“Comparative Study of Skin Color Detection and Segmentation in HSV and YCbCr Color Space”, Procedia Computer Science, Vol.57, pp : 41-48, 2015.
[213] M.T. Mortazavi et O. Ebadati,“An Improved Human Skin Detection and Localization by using Machine Learning Techniques in RGB and YCbCr Color Spaces”, Peer.J. Preprints, 2019.
[214] S. Kolkur et al,“Human Skin Detection Using RGB, HSV and YCbCr Color Models”, Advances in Intelligent Systems Research, Vol. 137, pp: 324-332, 2017.
[215] F.Zohra.Chelali et al,“Face Recognition System using Skin Detection in RGB and YCbCr color space”, IEEE, 2015.
[216] D.Chudasama, T.Patel et Sh.Joshi,“Image Segmentation using Morphological Operations”, J. of Computer Applications, Vol.117, No.18, pp: 16-19, 2015.
[217] A. Rai et al,“Segmentation based Denoising of Color Images using Morphological Operation”, International Journal of Engineering Research and Application,Vol.8, No.7, pp: 75-79, 2018.
[218] O.Soltani et S.Benabdelkader, “Euclidean Distance Versus Manhattan Distance for New Representative SFA Skin Samples for Human Skin Segmentation”, journal de Traitement du Signal, Vol 38, No 6, pp: 1843-1851, 2021.
[219] O.Soltani et S.Benabdelkader, “Euclidean distance versus Manhattan distance for

skin detection using the SFA database", International journal of Biometrics, Vol 14 No 1, pp: 46-60, 2022.
[220] R. Fabbri, L. F. Costa, J. C. Torelli et O. M. Bruno,"2D Euclidean Distance Transform Algorithms:A Comparative Survey", ACM, Vol.40, No.1, pp :1-44, 2008.
[221] J. Liand Bao-LiangLu,"An adaptive image Euclidean distance", Pattern Recognition, Vol.42, pp: 349 – 357, 2009.
[222] A.Hasnat ,S.Halder et D.Bhattacharjee , M. Nasipuri et D. K. Basu,"Comparative Study of Distance Metrics for Finding Skin color Similarity of two Color Facial Images", ACER ,Vol.3, No.2, pp: 99–108, 2013.
[223] M.K.Sharma et al,"Skin Infection Identification Using Color and Euclidean Distance Algorithm", Springer, pp: 471-480, 2012.
[224] D.Indra et L.N.Hayati,"Skin Detection Using Color Distance Measurement and Thresholding", International Journal of Engineering and Advanced Technology ,Vol.8, No.C5, pp: 1441-1443, 2019.